



研究与开发

非线性能量收集认知无线网络的 次用户吞吐量最大化方案

葛海江¹, 贾宁¹, 池凯凯², 陈云志¹

(1. 杭州职业技术学院信息工程学院, 浙江 杭州 310018;

2. 浙江工业大学计算机科学与技术学院, 浙江 杭州 310023)

摘要: 针对一对主用户和 M 对次用户构成的认知无线网络 (cognitive radio network, CRN), 研究了非线性能量收集的认知无线网络的次用户吞吐量最大化问题。具体来说, 对于考虑次用户发射器 (secondary transmitter, ST) 电路功率的情况, 首先将主用户吞吐量需求下的次用户吞吐量最大化 (secondary throughput maximization, STM) 问题建模为一个非线性优化问题, 然后将它转化成凸优化问题, 最后提出一种联合使用黄金分割和二分的低复杂度算法, 获得主用户发射器 (primary transmitter, PT) 能量传输和次用户信息传输的最优时间分配以及主用户发射器的最优发射功率。对于忽略次用户发射器电路功率的情况, 首先证明次用户吞吐量最大化问题的凸特性, 然后设计了一个更高效的算法来求解。仿真结果表明, 相比等时间分配方案和链路增益优先级方案, 提出的设计算法能显著提升次用户吞吐量。

关键词: 认知无线网络; 非线性能量收集; 次用户吞吐量最大化; 低复杂度; 凸优化

中图分类号: TN929.5

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2023033

Secondary throughput maximization scheme for non-linear energy harvesting cognitive radio networks

GE Haijiang¹, JIA Ning¹, CHI Kaikai², CHEN Yunzhi¹

1. College of Information Engineering, Hangzhou Vocational & Technical College, Hangzhou 310018, China

2. School of Computer Science and Technology, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China

Abstract: Aiming at a cognitive radio network (CRN) consisting of a pair of primary users and M pairs of secondary users, the secondary throughput maximization for CRN based on the non-linear energy harvesting model was studied. Specifically, in the case of considering secondary transmitter (ST) circuit power, the secondary throughput maximization (STM) problem with primary users' throughput demands was first modeled as a non-linear optimization problem and then transformed into a convex optimization problem. Finally, a low-complexity algorithm combining

收稿日期: 2022-11-24; 修回日期: 2023-02-12

通信作者: 贾宁, 492035425@qq.com

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61872322); 浙江省基础公益研究计划项目 (No.LGG18F020005)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.61872322), Zhejiang Provincial Basic Public Welfare Research Project of China (No.LGG18F020005)



the golden section and dichotomy was proposed. By applying this low-complexity algorithm, the optimal time allocation of the primary transmitter (PT)'s energy transmission and secondary users' information transmission, and the optimal transmission power of PT were obtained. In addition, for the case of neglecting the ST circuit power, the convex property of the STM problem was first proved, and then a more efficient algorithm was designed to solve it. The simulation results show that compared with the equal time allocation method and the link gain priority method, the proposed design algorithm significantly improves the throughput of secondary users.

Key words: cognitive radio network, non-linear energy harvesting, secondary throughput maximization, low-complexity, convex optimization

0 引言

近 10 年来,随着无线设备和服务需求的不断增长,有限的频谱资源已经成为一种稀缺资源。然而,美国联邦通信委员会(Federal Communications Commission, FCC)调查研究显示,现有的频谱资源未被充分利用(授权频谱的利用率范围为 15%~85%)^[1]。这种现象使得认知无线电(cognitive radio, CR)技术应运而生,该技术允许非授权用户,即次用户(secondary user, SU),在不降低主用户性能的情况下,有机会访问授权用户的授权频谱^[2]。获得授权的用户被称为主用户(primary user, PU)。除了频谱利用率不足带来的挑战,随着全球能源的不断消耗,针对能源短缺的挑战,具有可再生能源(如太阳能^[3]、风能^[4]和射频信号^[5]等)的绿色网络^[6]吸引了许多学者的关注。

为了应对上述两个挑战,能量收集认知无线电网络(energy-harvesting cognitive radio network, EH-CRN)是一种很有前途的方法,可以有效地提高能量效率和频谱效率^[7-9]。一方面,从环境可再生能源中获取的能量可以缓解 CRN 的能量限制,这是因为它提供了永久性的能源供应,而不需要人为地充电或更换电池;另一方面,机会频谱的接入可以提高 CRN 的频谱效率和吞吐量。

针对 EH-CRN 的相关研究^[7-21]大多集中在可再生资源驱动的 CRN 方面。对于仅有一条主链路和一条次链路的 CRN, Wang 等^[10]通过优化 PU

和 SU 之间的时间分配来最大化 SU 的吞吐量, Zheng 等^[11]通过分析电池充电和能量收集的影响来最大化次用户吞吐量。Pratibha 等^[12]通过优化传输时间和收集时间来最大化次用户吞吐量。在无人机中继协作下, Li 等^[13]通过优化中继的发射功率和次用户发射器(secondary transmitter, ST)的发射功率实现次用户吞吐量最大化(secondary throughput maximization, STM)。对于具有多对 SU 的 EH-CRN, Xu 等^[14]研究了 PU 和 SU 之间的时间和功率分配,以最大限度地提高多跳 CRN 的端到端吞吐量。Wang 等^[15]在干扰功率和最小吞吐量需求的约束下,通过优化发射功率分配来最大化次用户平均吞吐量。Kalamkar 等^[16]通过协同优化 SU 的时间和能量分配来实现 SU 总吞吐量最大化。Liu 等^[17]提出了一种联合优化子信道、功率和时间分配的算法,以实现 EH-CRN 的总吞吐量最大化。Zheng 等^[18-19]通过研究协同频谱感知以及 PU 和 SU 之间的最优时间分配来实现 EH-CRN 的总吞吐量最大化。Xu 等^[20]通过联合优化功率控制和时间分配来实现 PU 的吞吐量最大化。Jafari 等^[21]研究了全双工和半双工模式下 SU 的最优时间和能量分配,使得 SU 吞吐量最大化。

此外,具有理想硬件的 EH-CRN^[22]只考虑发射功率而没有考虑电路本身的功率,因此在实际网络设计中可能是不准确的。为此,研究人员对包含电路功率的 EH-CRN 做了一些相关的研究。在满足 SU 最小体验质量需求的情况下, Yang 等^[23]研究了带有固定电路功率和动态电路功率的

EH-CRN 的最优发射功率分配。Xu 等^[20]在考虑 PU 和 SU 电路功率的情况下,研究了协作 CRN 中无线供能 PU 的吞吐量最大化。

综上所述,对 EH-CRN 的研究都基于线性能量收集模型,然而,实际的射频(radio frequency, RF)能量收集电路的转换效率会随着 RF 输入功率的变化而变化^[24-25]。具体地,当能量收集电路的 RF 输入功率不断增加时,电路的转换效率将先增大后减小。当 RF 输入功率增大到一定值时,电路将进入饱和状态,收集电路的输出功率将维持不变。因此,传统的线性能量收集模型并不能真实地反映实际 RF 能量收集电路的非线性特性。研究人员针对非线性能量收集的 CRN 做了一些相关的研究工作。Wang 等^[26]通过联合优化能量收集时间、信道分配和发射功率实现非线性能量收集 CRN 的次用户总吞吐量最大化。针对基于非线性 EH 模型和非正交多址接入(non-orthogonal multiple access, NOMA)的 CRN,在最小传输速率和最大干扰功率的约束下,Wang 等^[27]通过优化发射功率实现每个 SU 的收集能量最大化。Prathima 等^[28]通过优化 SU 能量收集时间、PU 与 SU 双向的数据传输时间以及 SU 的接收功率实现 EH-CRN 的总吞吐量最大化。

鉴于此,研究基于非线性能量收集且考虑用户电路功率约束的 EH-CRN 的次用户吞吐量最大化问题具有重要意义。本文的创新工作主要体现在以下两个方面:(1)在 EH-CRN 中,首次对非线性能量收集、SU 的电路功率以及主用户吞吐量的需求进行了整体的考虑,实现了次用户吞吐量的最大化,使得研究更加符合实际的需求;(2)对于 SU 是否有电路功率的情况,本文分别设计了低复杂度的算法,实现了 EH-CRN 的 STM,相比等时间分配方案或链路增益优先级方案,所设计的算法获得的次用户吞吐量更大。

在非线性的 EH-CRN 中,主用户发射器(primary transmitter, PT)在每个时隙开始时都

具有一定的能量。每个初始能量为零的 ST 都没有固定的电源,完全由从主用户信号中获取的 RF 能量进行供电。由于 SU 中结合了能量收集的功能,PU 和 SU 之间的时间分配变得更加复杂,因此,对于非线性 EH-CRN,本文将联合优化 PU 和 SU 之间的时间分配,实现 SU 电路功率约束下的 EH-CRN 的 STM。

1 系统模型和吞吐量建模

本节首先描述 EH-CRN 系统模型,然后进一步介绍时序模型,最后分别给出 PU 和 SU 的吞吐量建模方法。

1.1 系统模型

带有一对 PU 和 M 对 SU 的 EH-CRN 示意图如图 1 所示,本文考虑的认知无线网络是由一对主用户和 M 对次用户组成的。PT 到主接收机(primary receiver, PR)的信道增益为 h_p ;第 m 个次发射机 $ST_m (m=1,2,\dots,M)$ 到对应的次接收机(secondary receiver, SR) $SR_m (m=1,2,\dots,M)$ 的信道增益为 h_{sm} ;PT 到 ST_m 的信道增益为 h_{pm} 。这里假定 PT-PR、 ST_m - SR_m 和 PT- ST_m 的信道为准静态衰落信道,在一个周期内 h_p 、 h_{sm} 和 h_{pm} 的值保持不变,但在不同的周期内可以发生变化。基于时分多址(time-division multiple access, TDMA)的 EH-CRN 的收集再传输(harvest then transmit, HTT)协议如图 2 所示。首先 PT 通过授权的信道直接传送主数据包给 PR,然后在剩余的时隙内保持空闲状态;在主数据包传输期间,每个 ST 从主信号中采集无线能量并进行存储,然后在剩余的时隙内用采集到的能量传送从数据包给 SR。

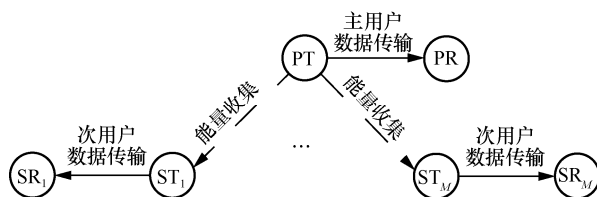


图1 带有一对 PU 和 M 对 SU 的 EH-CRN 示意图

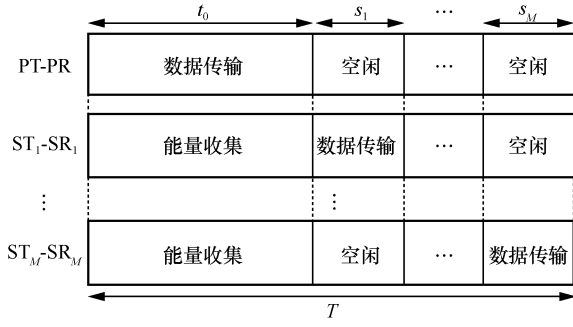


图2 基于 TDMA 的 EH-CRN 的 HTT 协议

1.2 时序模型

在时序模型中，每个时序长度等长且长度为 T 。在 $(0, t_0]$ 的时隙内，PT 用初始能量 E_0 传送主数据包给 PR， ST_m 从主信号中收集无线能量， SR_m 保持空闲状态，这里的 $t_0 \in (0, T]$ 。接着， ST_m 用收集的能量 $E_m \in (0, E_0)$ 在时隙长度 s_m 内传送从数据包给 SR_m 。这里的 $s_m \in [0, T)$ 且 $\sum_{m=1}^M s_m \leq T - t_0$ 。

不失一般性，假设标准化时序长度为 1 个单位，即 $T=1$ 。于是：

$$t_0 + \sum_{m=1}^M s_m \leq T = 1, m=1, 2, \dots, M \quad (1)$$

式 (1) 表明分配给主用户和次用户的总时间不能超过时序长度 T 。当 PT 传送主数据包时，它的发送功率为 P_0 、传输时间为 t_0 ，本节假定 PT 的所有初始能量都被用于主数据包的传输，即 $E_0 = P_0 t_0$ 。由于噪声功率和 ST 的发射功率比 PT 的发射功率小很多，这里的 SU 从噪声信号和来自其他 SU 的信号中收集的能量可以忽略不计^[29]。此外，由于基于射频的能量收集电路实际表现出的是无线功率传输的非线性特性，即在 ST_m 端射频能量转换效率会随接收射频功率 p_m 的变化而变化，而不是一个固定值。如果采用线性能量收集模型 $E_m = \eta_m p_m t_0$ 进行计算，可能是不准确的，这里 $\eta_m \in (0, 1]$ 表示的是能量转换效率，为固定值。因此，为了能够更好地体现 ST_m 的实际能量收集效果，采用文献[30]的非线性模型进行能量收集的计算，具体如下。

$$E_m(p_m) = t_0 \left(\frac{\Psi_m(p_m) - M_1 \Omega}{1 - \Omega} \right), m=1, 2, \dots, M \quad (2)$$

其中， $\Psi_m(p_m) = \frac{M_1}{1 + \exp(-a(p_m - b))}$ 是一个关于 ST_m 的接收射频功率 p_m 的函数； $\Omega = \frac{1}{1 + \exp(ab)}$ ， a 和 b 是能量收集电路的相关参数； M_1 是当能量收集饱和时能量收集器的最大采集功率。

由于 PT 是唯一的射频信号源，则 ST_m 端的接收射频功率为：

$$p_m = h_{pm} P_0 \quad (3)$$

此外，在从数据包传输期间，除了 ST_m 的发射功率 $p_{s,m}$ ， ST_m 电路也会消耗一定的功率，使得传输滤波器、混合器以及频率合成器等正常工作，该功率记为 $p_{c,m} \geq 0$ ，那么 ST_m 在从数据包传输期间实际消耗的能量可表示为 $(p_{s,m} + p_{c,m}) s_m$ 。

1.3 吞吐量建模

对于具有 PU 最小吞吐量需求的 EH-CRN，首先进行 ST_m - SR_m 吞吐量的计算，单位为 bit/(s·Hz)，该吞吐量可表示为：

$$R_{sm} = s_m \log \left(1 + \frac{h_{sm} p_{s,m}}{\sigma^2} \right), m=1, 2, \dots, M \quad (4)$$

其中， σ^2 是 SR_m 的加性白高斯噪声功率。

同样地，PT-PR 的吞吐量，单位为 bit/(s·Hz)，可表示为：

$$R_p = t_0 \log \left(1 + \frac{h_p P_0}{\sigma^2} \right) = t_0 \log(1 + \alpha P_0) \quad (5)$$

其中， $\alpha = \frac{h_p}{\sigma^2}$ 。

2 满足 PU 最小吞吐量需求的 EH-CRN 的 STM 高效算法

对于具有 PU 最小吞吐量需求的 EH-CRN 的 STM，首先引入一些定理，将 STM 问题简化为一个凸优化问题，然后提出一种高效的算法来求解。

2.1 问题建模

在 EH-CRN 中，PU 具有最小的吞吐量需求，即

PU 的吞吐量必须不小于给定值 $\bar{R}_p \in \mathbf{R}^+$, 这里 $\mathbf{R}^+$ 指的是正实数集。PU 的最小吞吐量需求被建模为:

$$R_p = t_0 \text{lb}(1 + \alpha P_0) \geq \bar{R}_p \quad (6)$$

因此, 基于 PU 最小吞吐量需求的 STM 问题被建模为:

$$\begin{aligned} \text{(P1):} \quad & \max_{t_0, P_0, \{s_m\}} \sum_{m=1}^M R_{sm} \\ \text{s.t.} \quad & (p_{s,m} + p_{c,m})s_m \leq E_m(p_m), m=1, 2, \dots, M \\ & t_0 \text{lb}(1 + \alpha P_0) \geq \bar{R}_p \\ & t_0 + \sum_{m=1}^M s_m \leq 1 \\ & 0 \leq P_0 \leq p_{\max} \\ & t_0 \geq 0, s_m \geq 0, p_{s,m} \geq 0, m=1, 2, \dots, M \end{aligned} \quad (7)$$

其中, $(p_{s,m} + p_{c,m})s_m \leq E_m(p_m), m=1, 2, \dots, M$ 为能量限制约束, 保证次用户所消耗的能量不超过其为主用户数据传输时所采集的总能量。 $t_0 \text{lb}(1 + \alpha P_0) \geq \bar{R}_p$ 是 PU 的最小吞吐量约束, 确保 PU 的吞吐量不小于 $\bar{R}_p$ 。 $t_0 + \sum_{m=1}^M s_m \leq 1$ 是总时间限制。 $0 \leq P_0 \leq p_{\max}$ 为最大发射功率约束。 $t_0 \geq 0, s_m \geq 0, p_{s,m} \geq 0, m=1, 2, \dots, M$ 表示对优化变量的非负约束。

定理 1 问题 (P1) 有最优解, 则每对 SU 在次用户数据传输期间将消耗其采集的所有能量, 即 $(p_{s,m} + p_{c,m})s_m = E_m(p_m), \forall m \in \{1, 2, \dots, M\}$ 。

证明 请参考文献[31]的定理 1。

根据本文的定理 1, 可以获得 ST_m 的发射功率 $p_{s,m}$ 为:

$$p_{s,m} = \frac{M_1 t_0}{(1 - \Omega) s_m} \left(\frac{1}{1 + \exp(-a(h_{pm} P_0 - b))} - \Omega \right) - p_{c,m} \quad (8)$$

将式 (8) 代入式 (4), 可得:

$$\begin{aligned} R_{sm} = s_m \text{lb} & \left(1 - \gamma_m p_{c,m} + \frac{\gamma_m M_1 t_0}{(1 - \Omega) s_m} \right. \\ & \left. \left(\frac{1}{1 + \exp(-a(h_{pm} P_0 - b))} - \Omega \right) \right) \end{aligned} \quad (9)$$

其中, $\gamma_m = \frac{h_{sm}}{\sigma^2}$ 。

根据函数 R_{sm} 关于 s_m 单调递增特性可知, 若问题 (P1) 有最优解, 则满足 $P_0 = p_{\max}$ 。

然后, 将 $P_0 = p_{\max}$ 代入式 (9) 和 $t_0 \text{lb}(1 + \alpha P_0) \geq \bar{R}_p$, 可得:

$$R_{sm} = s_m \text{lb} \left(1 - \gamma_m p_{c,m} + \frac{\gamma_m t_0}{s_m} \right) \quad (10)$$

$$t_0 \geq \frac{\bar{R}_p}{\text{lb}(1 + \alpha p_{\max})} = \frac{\bar{R}_p}{\beta} \quad (11)$$

其中, $\nu_m = \frac{\gamma_m M_1}{(1 - \Omega)} \left(\frac{1}{1 + \exp(-a(h_{pm} p_{\max} - b))} - \Omega \right)$ 和 $\beta = \text{lb}(1 + \alpha p_{\max})$ 。

基于定理 1, 问题 (P1) 被转换为如下问题。

$$\begin{aligned} \text{(P1.1):} \quad & \max_{t_0, \{s_m\}} \sum_{m=1}^M R_{sm} \\ \text{s.t.} \quad & \frac{\nu_m t_0}{\gamma_m} - p_{c,m} s_m \geq 0, m=1, 2, \dots, M \\ & t_0 + \sum_{m=1}^M s_m \leq 1 \\ & t_0 \geq \frac{\bar{R}_p}{\beta}, s_m \geq 0, m=1, 2, \dots, M \end{aligned} \quad (12)$$

其中, $\frac{\nu_m t_0}{\gamma_m} - p_{c,m} s_m \geq 0, m=1, 2, \dots, M$ 由 $p_{s,m} = \frac{M_1 t_0}{(1 - \Omega) s_m} \left(\frac{1}{1 + \exp(-a(h_{pm} P_0 - b))} - \Omega \right) - p_{c,m} \geq 0$ 和式 (10) 转换而来, 即 ST_m 的电路能耗不能大于它收集到的能量。

定理 2 问题 (P1.1) 是一个凸优化问题。

证明 请参考文献[32]的定理 3.2。

定理 3 对于问题 (P1.1) 的最优解, 满足

$$t_0^* + \sum_{m=1}^M s_m^* = 1。$$

证明 这里采用反证法证明。假定 $(P_0^*, t_0^*, s_1^*, s_2^*, \dots, s_M^*)$ 是问题 (P1.1) 的最优解且 $t_0^* + \sum_{m=1}^M s_m^* < 1$ 。然后可以找到一个可行解 $(p_0^*, t_0^\Delta, s_1^*, s_2^*, \dots, s_M^*)$ 且 $t_0^\Delta = 1 - \sum_{m=1}^M s_m^* > t_0^*$ 。容易得

知, R_{sm} 是关于 t_0 的单调递增函数, 因此,



$\sum_{m=1}^M s_m \ln \left(1 - \gamma_m p_{c,m} + \frac{\eta_m p_{\max} h_{pm} t_0^\Delta}{s_m} \right)$ 的值比 $\sum_{m=1}^M s_m \ln \left(1 - \gamma_m p_{c,m} + \frac{\eta_m p_{\max} h_{pm} t_0^*}{s_m} \right)$ 大, 这与前述假设矛盾, 欲证成立。

根据定理 3, 问题 (P1.1) 能被转换为如下问题。

$$(P1.2): \quad \max_{\{s_m\}} \sum_{m=1}^M R_{sm} \\ \text{s.t.} \quad \frac{v_m t_0}{\gamma_m} - p_{c,m} s_m \geq 0, m=1, 2, \dots, M \\ t_0 + \sum_{m=1}^M s_m = 1 \\ t_0 \geq \frac{\bar{R}_p}{\beta}, 0 \leq s_m \leq 1 - \frac{\bar{R}_p}{\beta}, m=1, 2, \dots, M \quad (13)$$

定理 4 问题 (P1.2) 是一个凸优化问题。

定理 4 的证明跟定理 2 的证明类似, 简略起见, 这里省略证明过程。

接下来, 定义次用户的最大吞吐量为:

$$R_{\text{sum}}(t_0) = \max_{[s_1, \dots, s_M] \in D} \sum_{m=1}^M R_{sm} \quad (14)$$

其中, D 是满足式 (13) 中的所有约束条件的可行集合 $[s_1, \dots, s_M]$, 即 $R_{\text{sum}}(t_0)$ 是给定 t_0 下可获得的最大次用户吞吐量。 $R_{\text{sum}}(t_0)$ 的凹函数特性如图 3 所示, $R_{\text{sum}}(t_0)$ 是关于 t_0 的凹函数, 这是因为 $R_{\text{sum}}(t_0)$ 是凸函数的无限集上的逐点上确界^[33]。其中, $\bar{t}_0$ 是 $R_{\text{sum}}(t_0)$ 获得最优解时 t_0 的取值。

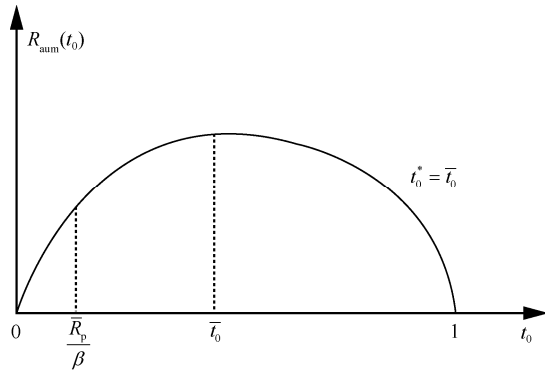


图 3 $R_{\text{sum}}(t_0)$ 的凹函数特性

2.2 STM 问题的高效算法

本节首先引入一些定理, 将 STM 问题简化为

如下两个步骤, 从而解决问题 (P1.2)。

步骤 1 给定 t_0 , 求出 $R_{\text{sum}}(t_0)$ 。

步骤 2 找到最优的 t_0 , 标记为 t_0^* , 然后推导出 $R_{\text{sum}}(t_0^*)$ 。

为了完成上述两个步骤, 这里引入如下定理。

定理 5 $\frac{\partial R_{sm}}{\partial s_m}$ 是关于 s_m 的单调递减函数。

证明 $\frac{\partial R_{sm}}{\partial s_m}$ 表示为:

$$\frac{\partial R_{sm}}{\partial s_m} = \ln \left(1 - \gamma_m p_{c,m} + \frac{v_m t_0}{s_m} \right) - \frac{\frac{v_m t_0}{s_m}}{\ln \left(2 \left(1 - \gamma_m p_{c,m} + \frac{v_m t_0}{s_m} \right) \right)} \quad (15)$$

然后, R_{sm} 关于 s_m 的二阶偏导表示为:

$$\frac{\partial^2 R_{sm}}{\partial s_m^2} = - \frac{\left(\frac{v_m t_0}{s_m} \right)^2}{\ln^2 \left(1 - \gamma_m p_{c,m} + \frac{v_m t_0}{s_m} \right) s_m} < 0 \quad (16)$$

由于 $\frac{\partial^2 R_{sm}}{\partial s_m^2} < 0$, 则 $\frac{\partial R_{sm}}{\partial s_m}$ 是关于 s_m 的单调递

减函数, 欲证成立。

定理 6 对于给定的 t_0 , 区间 $\left[0, \frac{v_m t_0}{\gamma_m p_{c,m}} \right]$ 中存在一个 $\tilde{s}_m$, 使之满足在区间 $[0, \tilde{s}_m)$ 内 $R_{sm} = s_m \ln \left(1 - \gamma_m p_{c,m} + \frac{v_m t_0}{s_m} \right)$ 关于 s_m 严格单调递增, 在区间 $\left[\tilde{s}_m, \frac{v_m t_0}{\gamma_m p_{c,m}} \right]$ 内严格单调递减。

证明 根据式 (15), 可得 $\frac{\partial R_{sm}}{\partial s_m} \Big|_{s_m \rightarrow 0} \rightarrow +\infty$ 和

$$\frac{\partial R_{sm}}{\partial s_m} \Big|_{s_m \rightarrow \frac{v_m t_0}{\gamma_m p_{c,m}}} \rightarrow - \frac{p_{c,m} \gamma_m}{\ln 2} < 0$$

。基于定理 5, 存在一个唯一的 $\tilde{s}_m$ 使之满足 $\frac{\partial R_{sm}}{\partial s_m} \Big|_{s_m \rightarrow \tilde{s}_m} = 0$ 。因此, R_{sm} 在

区间 $[0, \tilde{s}_m)$ 内严格单调递增, 在区间 $[\tilde{s}_m, \frac{\nu_m t_0}{\gamma_m p_{c,m}}]$ 内严格单调递减。

评论 1 给定 t_0 时 R_{sm} 的凹函数特性如图4所示, 存在一个 $\tilde{s}_m$ 可满足 $R_{sm}(\tilde{s}_m) = R_{sm}(s_m)$ 。因此, 让 s_m 的值大于 $\tilde{s}_m$ 是没有必要的, 则 $s_m^* \leq \tilde{s}_m$ 。

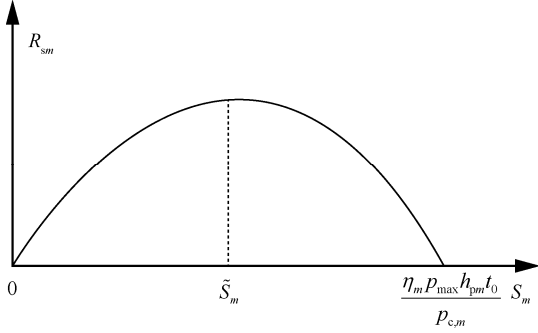


图4 给定 t_0 时 R_{sm} 的凹函数特性

为了获得 s_m^* , 首先描述如下特性。

定理 7 对于给定的 t_0 , 为了使次用户吞吐量最大化, R_{sm} 在点 s_m^* 的梯度都相等, 即

$$\left. \frac{\partial R_{s1}}{\partial s_1} \right|_{s_1 \rightarrow s_1^*} = \dots = \left. \frac{\partial R_{sm}}{\partial s_m} \right|_{s_m \rightarrow s_m^*}。$$

证明 这里采用反证法证明。不失一般性, 假定 $\left. \frac{\partial R_{s1}}{\partial s_1} \right|_{s_1 \rightarrow s_1^*} > \left. \frac{\partial R_{s2}}{\partial s_m} \right|_{s_2 \rightarrow s_2^*}$ 。让 $\bar{s}_1 = s_1^* + \Delta s$ 和 $\bar{s}_2 = s_2^* - \Delta s$, 其中 Δs 是一个非常小的正值, 则可求解 $(\bar{s}_1, \bar{s}_2, \dots, s_m^*)$ 有更大的 $R_{sum}(t_0)$ 。这与 $(s_1^*, s_2^*, \dots, s_m^*)$ 是最优解矛盾, 欲证成立。

接下来, 定义 $s_m(\kappa)$ 为 R_{sm} 的梯度 $\frac{\partial R_{sm}}{\partial s_m} = \kappa$ 时 s_m 的值, $\frac{\partial R_{sm}}{\partial s_m}$ 是关于 s_m 的单调递减函数(参考定理5)。

这里使用等分搜索法获得式(17)的解。

$$\frac{\partial R_{sm}}{\partial s_m} = \ln \left(1 - \gamma_m p_{c,m} + \frac{\nu_m t_0}{s_m} \right) - \frac{\frac{\nu_m t_0}{s_m}}{\ln 2 \left(1 - \gamma_m p_{c,m} + \frac{\nu_m t_0}{s_m} \right)} = \kappa \quad (17)$$

基于定理7, 为了获得 $s_1^*, s_2^*, \dots, s_m^*$, 只需要找到最优梯度 κ 以及对应于 κ 的每个 s_m 的值, 即可实现次用户的吞吐量最大化。由于梯度 $\frac{\partial R_{sm}}{\partial s_m}$ 是关于 s_m 的严格单调递减函数, 当 $\frac{\partial R_{sm}}{\partial s_m}$ 减少到0时, s_m 增加到 $\tilde{s}_m$ 。因此, 为了最大化次用户的吞吐量, 应该让梯度 κ 尽可能小。但是, 设置的约束条件 $\sum_{m=1}^M s_m^* = 1 - \frac{\bar{R}_p}{\beta}$ 需要被满足, 这里使用等分搜索法在区间 $[0, +\infty)$ 上找到最小的非负梯度 κ 。

基于上述分析, 给定 t_0 时, 确定 $s_1^*, s_2^*, \dots, s_m^*$ 和 $R_{sum}(t_0)$ 的算法见算法1, 其中, s_m^D 和 s_m^U 分别表示为算法1执行过程中 t_0 取值的下限和上限。

算法 1 给定 t_0 , 确定 $s_1^*, s_2^*, \dots, s_m^*$ 和 $R_{sum}(t_0)$

输入 PU的最小吞吐量需求 $\bar{R}_p$, 电路功率 $p_{c,m}$, 与非线性能量收集相关的参数 ν_m , 与 h_p 相关的参数 β , 与 h_{sm} 相关的参数 γ_m 。

输出 $s_1^*, s_2^*, \dots, s_m^*$ 和 $R_{sum}(t_0)$ 。

(1) 初始化 $t_0 = \frac{\bar{R}_p}{\beta}$, $s_m^D = 0$, $s_m^U = \frac{\nu_m t_0}{\gamma_m p_{c,m}}$, $\forall m \in \{1, 2, \dots, M\}, m = 1$ 。

(2) repeat

(3) 如果 $s_m^U > 1 - t_0$, 则 $s_m^U = 1 - t_0$ 。

(4) repeat

(5) $x_m = (s_m^U - s_m^D) \times 0.382 + s_m^D$ 和 $y_m = (s_m^U - s_m^D) \times 0.618 + s_m^D$ 。

(6) 计算 $R_{sm}(x_m)$ 和 $R_{sm}(y_m)$ 。

(7) 如果 $R_{sm}(x_m) < R_{sm}(y_m)$, $s_m^D = x_m$ 。

(8) 否则 $s_m^U = y_m$ 。

(9) until $s_m^U - s_m^D < \varepsilon$, ε 为误差容忍值, 如 10^{-9} 。

(10) $\tilde{s}_m = \frac{(s_m^U + s_m^D)}{2}$ 。

(11) $m = m + 1$ 。

(12) until $m > M$ 。



(13) 初始化 $\kappa_{\min} = 0$ ，将 $\kappa_{\max}$ 设成一个足够大的值，如 10^4 。

(14) repeat

$$(15) \quad \kappa = \frac{(\kappa_{\min} + \kappa_{\max})}{2}。$$

(16) 在区间 $[0, \tilde{s}_m]$ 内，使用二分搜索法确定 $\hat{s}_m$ ，使之满足 $\left. \frac{\partial R_{sm}}{\partial s_m} \right|_{s_m \rightarrow \hat{s}_m} = \kappa$ 。

$$(17) \quad \text{如果 } \sum_{m=1}^M \hat{s}_m > 1 - \frac{\bar{R}_p}{\beta}, \quad \kappa_{\min} = \kappa。$$

(18) 否则， $\kappa_{\max} = \kappa$ 。

(19) until $\kappa_{\max} - \kappa_{\min} < \omega$ ， ω 为误差容忍值，如 10^{-9} 。

$$(20) \quad s_m^* = \frac{\hat{s}_{m1} + \hat{s}_{m2}}{2}, m = 1, \dots, M, R_{\text{sum}}(t_0) = R_{sm}(s_1^*) + \dots + R_{sm}(s_m^*)。$$

下面考虑步骤 2，首先要找到 t_0^* ，然后推导出 $R_{\text{sum}}(t_0^*)$ 。确定 t_0^* 和 $R_{\text{sum}}(t_0^*)$ 的算法见算法 2，其中， t_0^D 和 t_0^U 分别表示算法 2 执行过程中 t_0 取值的下限和上限。

算法 2 确定 t_0^* 和 $R_{\text{sum}}(t_0^*)$

输入 PU 的最小吞吐量需求 $\bar{R}_p$ ，电路功率 $p_{c,m}$ ，与非线性能量收集相关的参数 v_m ，与 h_p 相关的参数 β ，与 h_{sm} 相关的参数 γ_m 。

输出 t_0^* 和 $R_{\text{sum}}(t_0^*)$ 。

$$(1) \quad \text{初始化 } t_0^D = \frac{\bar{R}_p}{\beta}, t_0^U = 1。$$

(2) repeat

$$(3) \quad m1 = (t_0^U - t_0^D) \times 0.382 + t_0^D \text{ 和 } m2 = (t_0^U - t_0^D) \times 0.618 + t_0^D。$$

(4) 运行算法 1 获得 $R_{\text{sum}}(m1)$ 和 $R_{\text{sum}}(m2)$ 。

(5) 如果 $R_{\text{sum}}(m1) < R_{\text{sum}}(m2)$ ， $t_0^D = m1$ 。

(6) 否则 $t_0^U = m2$ 。

(7) until $t_0^U - t_0^D < \delta$ ， δ 为误差容忍值，如 10^{-9} 。

$$(8) \quad t_0^* = \frac{(t_0^D + t_0^U)}{2}。$$

(9) 运行算法 1 获得 $R_{\text{sum}}(t_0^*)$ 。

下面简要分析所提算法的计算复杂度。

算法 1 的计算复杂度分析：使用黄金分割搜索法查找 $\tilde{s}_m$ （从算法 1 的第 (4) 行到第 (9) 行），

迭代次数 n 要满足 $0.618^n \left(\frac{v_m \bar{R}_p}{\gamma_m p_{c,m} \beta} \right) \leq \varepsilon$ ，则

$$n \leq \left\lceil \log_{0.618} \left(\frac{\gamma_m p_{c,m} \beta \varepsilon}{v_m \bar{R}_p} \right) \right\rceil。 \text{ 因此找到 } M \text{ 个 } \tilde{s}_m \text{ 的迭}$$

代复杂度为 $O \left(M \log_{0.618} \left(\frac{\gamma_m p_{c,m} \beta \varepsilon}{v_m \bar{R}_p} \right) \right)$ ；然后使用

二分搜索法，找到 m 个 $\hat{s}_m$ 的迭代次数为 $O \left(M \log \left(\frac{1}{\omega} \right) \right)$ 。综上所述，算法 1 的计算复杂度为

$$O \left(M \left(\log_{0.618} \left(\frac{\gamma_m p_{c,m} \beta \varepsilon}{v_m \bar{R}_p} \right) + \log \left(\frac{1}{\omega} \right) \right) \right)。$$

算法 2 的复杂度分析：使用黄金分割搜索法找到 t_0^* （从算法 2 的第 2 行到第 7 行），迭代次数 n 要满

$$\text{足 } 0.618^n \left(1 - \frac{\bar{R}_p}{\beta} \right) \leq \delta, \text{ 则 } n \leq \left\lceil \log_{0.618} \left(\frac{\delta}{1 - \frac{\bar{R}_p}{\beta}} \right) \right\rceil，$$

$$\text{因此算法复杂度为 } O \left(\log_{0.618} \left(\frac{\delta}{1 - \frac{\bar{R}_p}{\beta}} \right) \right)。$$

3 不考虑电路功率的场景

目前，无线网络传感节点的电路功率可以达到非常低。例如，在传感节点中广泛使用的 MSP430 微控制器功率只有几百微瓦。此外，随着工业的发展，电路功率将越来越低。因此，与用于数据传输的功率相比，电路功率可能可以忽略不计。本节提出了一个更高效的算法来实现电路功率可忽略场景下 EH-CRN 的次用户吞吐量最大化。

对于电路功率可忽略的 EH-CRN， ST_m -SR_m 的吞吐量建模为：

$$R'_{sm} = s_m \ln \left(1 + \frac{\gamma_m M_1 t_0}{(1-\Omega)s_m} \left(\frac{1}{1 + \exp(-a(h_{pm}P_0 - b))} - \Omega \right) \right) \quad (18)$$

PU 的吞吐量约束如式 (6) 所示。在 EH-CRN 的次用户数据传输过程中, SU 消耗的能量可表示为 $P_{s,m}s_m$ 。因此, 具有 PU 的最小吞吐量需求的 EH-CRN 的 STM 问题可以重新建模为:

$$\begin{aligned} (P2): \quad & \max_{t_0, P_0, \{s_m\}} \sum_{m=1}^M R'_{sm} \\ \text{s.t.} \quad & p_{s,m}s_m \leq E_m(p_m), m=1, 2, \dots, M \\ & t_0 \ln(1 + \alpha P_0) \geq \bar{R}_p \\ & t_0 + \sum_{m=1}^M s_m \leq 1 \\ & 0 \leq P_0 \leq p_{\max} \\ & t_0 \geq 0, s_m \geq 0, p_{s,m} \geq 0, m=1, 2, \dots, M \end{aligned} \quad (19)$$

为了得到问题 (P2) 的最优解, 引入如下定理。

定理 8 对于问题 (P2) 的最优解, 每个 ST 消耗其收集到的所有能量来实现次用户的数据传输, 即 $p_{s,m}s_m = E_m(p_m), \forall m \in \{1, 2, \dots, M\}$ 。

证明方法类似于定理 1 的证明, 这里略去。

将 $p_{s,m} = \frac{E_m(p_m)}{s_m}, \forall m \in \{1, 2, \dots, M\}$ 代入问题 (P2), 问题(P2)能被简化为如下问题:

$$\begin{aligned} (P2.1): \quad & \max_{t_0, P_0, \{s_m\}} \sum_{m=1}^M R'_{sm} \\ \text{s.t.} \quad & t_0 \ln(1 + \alpha P_0) \geq \bar{R}_p \\ & t_0 + \sum_{m=1}^M s_m \leq 1 \\ & 0 \leq P_0 \leq p_{\max} \\ & t_0 \geq 0, s_m \geq 0, p_m \geq 0, m=1, 2, \dots, M \end{aligned} \quad (20)$$

由式 (18) 的函数 R'_{sm} 的单调递增特性可知, 若问题 (P2.1) 有最优解, 则 PT 的发射功率取最大值, 即 $P_0 = p_{\max}$ 。

定理 9 对于问题 (P2.1) 的最优解, 满足 $t_0 + \sum_{m=1}^M s_m = 1$ 。

证明方法类似于定理 3 的证明, 这里略去。

接下来, 可以得到:

$$\begin{aligned} R'_{sm} = s_m \ln \left(1 + \frac{\gamma_m M_1 t_0}{(1-\Omega)s_m} \left(\frac{1}{1 + \exp(-a(h_{pm}p_{\max} - b))} - \Omega \right) \right) = \\ s_m \ln \left(1 + \frac{\gamma_m t_0}{s_m} \right) \end{aligned} \quad (21)$$

根据定理 8 和定理 9, 问题 (P2.1) 可以被重新建模为:

$$\begin{aligned} (P2.2): \quad & \max_{t_0, \{s_m\}} \sum_{m=1}^M R'_{sm} \\ \text{s.t.} \quad & t_0 + \sum_{m=1}^M s_m = 1 \\ & t_0 \geq \frac{\bar{R}_p}{\beta}, 0 \leq s_m \leq 1 - \frac{\bar{R}_p}{\beta}, m=1, 2, \dots, M \end{aligned} \quad (22)$$

定理 10 问题 (P2.2) 是一个凸优化问题。

证明方法类似于定理 4 的证明, 这里略去。

凸优化问题 (P2.2) 可分两步求解。

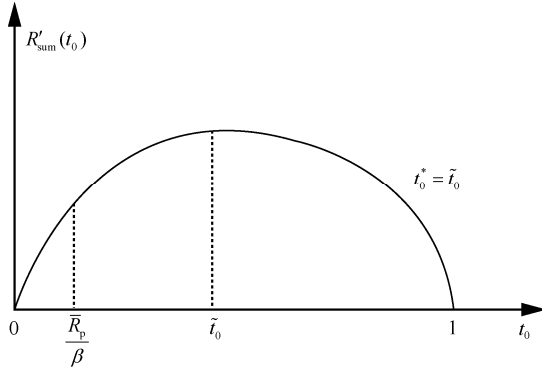
步骤 1 给定 t_0 , 求出 $\max_{\{s_m\}} \sum_{m=1}^M R'_{sm}$ 。

步骤 2 首先找到最优的 t_0 , 标记为 t_0^* , 然后推导出 $R'_{\text{sum}}(t_0^*)$ 。

为了实现步骤 1, 这里定义 $R'_{\text{sum}}(t_0) =$

$\max_{[s_1, \dots, s_m] \in D} \sum_{m=1}^M R'_{sm}$ 为给定条件下满足约束 $t_0 + \sum_{m=1}^M s_m = 1$ 和 $t_0 \geq \frac{\bar{R}_p}{\beta}, 0 \leq s_m \leq 1 - \frac{\bar{R}_p}{\beta}, m=1, 2, \dots, M$ 的次用户最大吞吐量。

注意到, $R'_{\text{sum}}(t_0)$ 是关于 t_0 的凹函数, 给定 t_0 时 $R'_{\text{sum}}(t_0)$ 的凹函数特性如图 5 所示。

图5 给定 t_0 时 $R'_{\text{sum}}(t_0)$ 的凹函数特性

对于给定的 t_0 ，通过解决以下问题获得最大的次用户吞吐量。

$$(P2.3): \max_{\{s_m\}} \sum_{m=1}^M s_m \ln \left(1 + \frac{\nu_m t_0}{s_m} \right) \quad (23)$$

$$\text{s.t. } t_0 + \sum_{m=1}^M s_m = 1$$

$$t_0 \geq \frac{\bar{R}_p}{\beta}, 0 \leq s_m \leq 1 - \frac{\bar{R}_p}{\beta}, m = 1, 2, \dots, M$$

容易验证问题 (P2.3) 是一个凸优化问题。当满足 Slater (Slater) 条件 (即存在 $s_m (m=1, \dots, M)$ 满足问题 (P2.3) 中的严格不等式约束, 即 $t_0 \geq \frac{\bar{R}_p}{\beta}, 0 \leq s_m \leq 1 - \frac{\bar{R}_p}{\beta}, m = 1, 2, \dots, M$) 时, 强对偶成立且对偶差距为 0。因此, 这里可以通过求解问题 (P2.3) 的拉格朗日对偶问题得到它的解。与问题 (P2.3) 相关的拉格朗日函数为:

$$L(s_1, \dots, s_M, \lambda) = \sum_{m=1}^M s_m \ln \left(1 + \frac{\nu_m t_0}{s_m} \right) + \lambda \left(t_0 + \sum_{m=1}^M s_m - 1 \right) \quad (24)$$

其中, λ 是与时间分配约束相关的拉格朗日乘子。

然后, 给出对偶问题:

$$\min_{\lambda} \max_{\{s_m\}} L(s_1, \dots, s_M, \lambda) \quad (25)$$

可以知道, 凸优化问题的原解和对偶解的最优性的充要条件是 KKT (Karush-Kuhn-Tucker) 条件, 具体为:

$$s_m^* \geq 0, m = 1, \dots, M \quad (26)$$

$$\sum_{m=1}^M s_m^* = 1 - t_0 \quad (27)$$

$$\ln \left(1 + \frac{\nu_m t_0}{s_m^*} \right) - \frac{\frac{\nu_m t_0}{s_m^*}}{1 + \frac{\nu_m t_0}{s_m^*}} = -\lambda^* \ln 2, m = 1, \dots, M \quad (28)$$

其中, $s_m^*, \forall m \in \{1, \dots, M\}$ 和 λ^* 分别表示问题 (P2.3) 的最优原解和对偶解。

令 $Z_m = \frac{\nu_m t_0}{s_m^*}, m = 1, \dots, M$, 基于式 (28) 可以

推导出:

$$\ln(1 + Z_m) - \frac{Z_m}{1 + Z_m} = -\lambda^* \ln 2, m = 1, \dots, M \quad (29)$$

容易知道 $\ln(1 + Z) + \frac{1}{1 + Z}$ 是关于 $Z \geq 0$ 的单调递增函数, 由于 $Z \geq 0$ 时, $\frac{d \left(\ln(1 + Z) + \frac{1}{1 + Z} \right)}{dZ} = \frac{Z}{(1 + Z)^2} \geq 0$, 因此可以得到:

$$\frac{\nu_1 t_0}{s_1^*} = \frac{\nu_2 t_0}{s_2^*} = \dots = \frac{\nu_M t_0}{s_M^*} = C \quad (30)$$

其中, C 是一个正值。根据 $s_m^* = \frac{\nu_m}{\nu_n} s_n^*$ 和 $\sum_{m=1}^M s_m^* = (1 - t_0)$, 得到:

$$s_m^* = (1 - t_0) \frac{\nu_m}{\sum_{n=1}^M \nu_n} \quad (31)$$

最后, 将式 (31) 代入 $R'_{\text{sum}}(t_0) = \sum_{m=1}^M s_m \ln \left(1 + \frac{\nu_m t_0}{s_m} \right)$, 得到:

$$R'_{\text{sum}}(t_0) = (1 - t_0) \ln \left(1 + \frac{t_0 \sum_{n=1}^M \nu_n}{1 - t_0} \right) \quad (32)$$

接下来, 考虑步骤 2, 首先找到 t_0^* 并推导出 $R'_{\text{sum}}(t_0^*)$ 。根据式 (32) 和图 5, 采用黄金分割搜索法得到 t_0^* , 具体见算法 3。

下面简要分析算法 3 的计算复杂度。通过黄金分割法找到 t_0^* (从算法 3 的第 (2) 行到第 (8) 行),

迭代次数 n 要满足 $0.618^n \left(1 - \frac{\bar{R}_p}{\beta} \right) \leq \sigma$, 则

$$n \leq \left\lceil \log_{0.618} \left(\frac{\sigma}{1 - \frac{\bar{R}_p}{\beta}} \right) \right\rceil, \text{ 因此算法复杂度为 } O \left(\log_{0.618} \left(\frac{\sigma}{1 - \frac{\bar{R}_p}{\beta}} \right) \right). \text{ 注意到, 问题(P1)和问题(P2)}$$

虽然是凸优化问题,但在许多相关文献(如文献[18]和文献[34])中应用拉格朗日对偶方法并不能有效地解决本节所考虑的问题。此外,拉格朗日对偶方法的计算复杂度为 $O(M^3)$,显著高于本文提出的算法1、算法2和算法3。

算法3 确定 t_0^* 和 $R'_{\text{sum}}(t_0^*)$

输入 PU的最小吞吐量需求 $\bar{R}_p$,与非线性能量收集相关的参数 v_m ,与 h_p 相关的参数 β ,与 h_{sm} 相关的参数 γ_m 。

输出 t_0^* 和 $R'_{\text{sum}}(t_0^*)$ 。

- (1) 初始化 $t_0^D = \frac{\bar{R}_p}{\beta}, t_0^U = 1$ 。
- (2) repeat
- (3) $n1 = (t_0^U - t_0^D) \times 0.382 + t_0^D$ 和 $n2 = (t_0^U - t_0^D) \times 0.618 + t_0^D$ 。
- (4) 根据式(32),计算 $R'_{\text{sum}}(n1)$ 和 $R'_{\text{sum}}(n2)$ 。
- (5) 如果 $R'_{\text{sum}}(n1) < R'_{\text{sum}}(n2)$, $t_0^D = n1$ 。
- (6) 否则 $t_0^U = n2$ 。
- (7) until $n2 - n1 < \sigma$ 。
- (8) $t_0^* = \frac{(t_0^D + t_0^U)}{2}$
- (9) 根据式(32),计算 $R'_{\text{sum}}(t_0^*)$ 。

4 仿真结果与分析

本节对EH-CRN的SU的最大吞吐量性能进行评估并与两种对比方案进行性能对比。对比方案1为等时间分配方案,每对ST-SR都有相同的数据传输时间,即 $s_m(m=1, \dots, M)$ 的值都相等,具体实现为 $s_m(m=1, \dots, M)$ 从0.0001s开始递增。

然后求出SU的总吞吐量,直到获得最大的SU总吞吐量。对比方案2为链路增益优先级方案,将 $v_m(m=1, \dots, M)$ 的值按照从大到小排序, v_m 值较大的ST-SR将被分配更多的时间用于SU数据传输,从而优化 $s_m(m=1, \dots, M)$ 的时间分配,直至获得最大的SU总吞吐量。

在仿真实验中,PT位于半径为5m的圆形区域的中心,PR、ST和SR则随机分布于该圆形区域中。这些随机分布的PR、ST和SR构成了EH-CRN的网络拓扑。对于该EH-CRN,本文一共仿真了10000个拓扑,然后计算出每个拓扑的总吞吐量,最后对10000个拓扑求平均值,从而获得该拓扑的总平均吞吐量。与文献[35]类似,所有的信道(PT-PR、PT-ST、ST-SR)增益被建模为 $\frac{4.32 \times 10^{-4}}{(0.2316 + d)^2}$,其中 d 为链路的距离。这里带宽设置为1MHz,同时本文采用了文献[26]中的仿真参数: $M_1=0.024$ W、 $a=0.014$ 、 $b=150$ 。所有接收器的高斯白噪声功率频谱密度都设置为 10^{-9} W/MHz。

4.1 SU的最大吞吐量与电路功率的关系

$M=5$ 、 $P_0=0.2$ W、 $R_p=6$ bit/(s·Hz)时,3种方案的SU的最大吞吐量与电路功率的关系如图6所示。从图6可知,随着电路功率 $p_{c,m}$ 的增加,3种方案的SU最大吞吐量逐渐减小。原因如下:更大的 $p_{c,m}$ 会导致更多的能量被SU的电路消耗,因此SU的最大吞吐量将降低。此外,从图6可知,本文方案显著优于其他两种方案,同时链路增益优先级方案优于等时间分配方案。比如,SU的电路功率为4μW时,本文方案、链路增益优先级方案以及等时间分配方案的SU最大吞吐量分别为1.58bit/(s·Hz)、0.96bit/(s·Hz)和0.87bit/(s·Hz),相比链路增益优先级方案,本文方案的SU最大吞吐量提升了64.6%。这是因为于本文方案的SU最大吞吐量是最优解,而链路增益优先级方案和等时间分配方案的SU最大吞吐量不是最优的。对于等时间分配方案,所有ST-SR都被分配了相同



的时长, 导致链路增益较小的 ST-SR 也被分配了同样的时长。因此, 与链路增益优先级方案相比, 等时间分配方案的 SU 最大吞吐量较小。

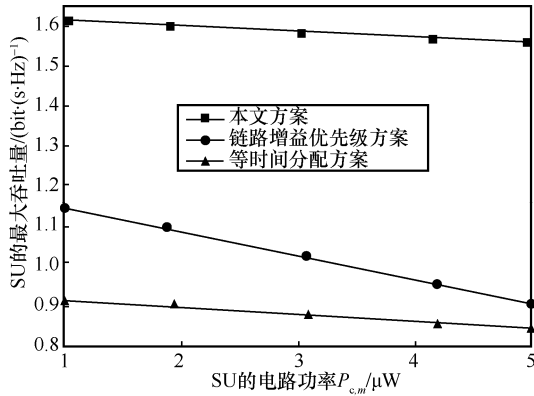


图6 3种方案的SU的最大吞吐量与电路功率的关系

4.2 SU最大吞吐量与SU数量的关系

$P_0=0.2 W$ 、 $R_p=6 bit \cdot (s \cdot Hz)^{-1}$ 时, SU有无电路功率情况下3种方案的SU最大吞吐量与SU数量的关系如图7所示。

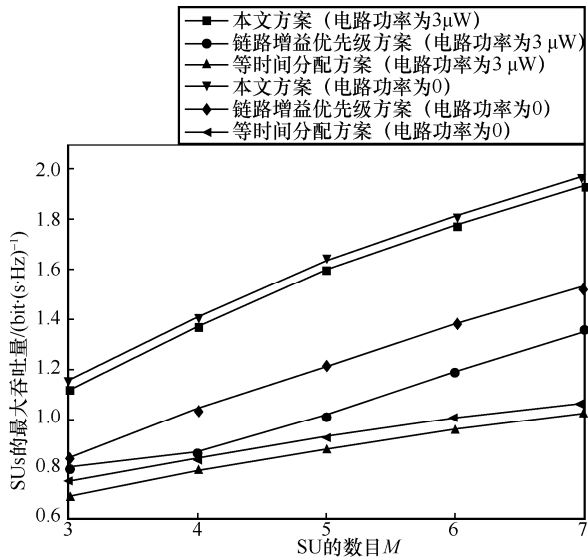


图7 SU有无电路功率情况下3种方案的SU最大吞吐量与SU数量的关系

从图7可以得出如下结论。

首先, 不管SU是否有电路功率, 3种方案的SU最大吞吐量都会随着SU数量的增大而增大。这是因为随着SU数量的增大, SU的总采集能量增加, 因此能获得一个更大的SU吞吐量。

其次, SU有电路功率情况下3种方案的SU最大吞吐量比SU无电路功率情况下的SU最大吞吐量小。这是因为SU有电路功率时, SU实际可用于数据传输的能量减少, 从而导致SU最大吞吐量变小。

最后, 本文方案的SU最大吞吐量比其他两个方案大。例如, 当EH-CRN中有5个SU且SU的电路功率为 $3 \mu W$ 时, 等时间分配方案、链路增益优先级方案和本文方案的SU最大吞吐量分别为 $0.883 bit/(s \cdot Hz)$ 、 $1.01 bit/(s \cdot Hz)$ 和 $1.59 bit/(s \cdot Hz)$ 。相比等时间分配方案和链路增益优先级方案, 本文方案的SU最大吞吐量分别提升了80.1%和57.4%。等时间分配方案中每对ST-SR的传输时间 s_m 都相同, 导致不同信道增益的ST-SR之间的传输时间分配不平衡。与等时间分配方案相比, 链路增益优先级方案的ST-SR的传输时间分配更合理, 但不是最优时间分配。而本文方案在ST-SR之间实现了传输时间的最优分配, 因此具有比其他两种方案更大的SU最大吞吐量。

4.3 SU最大吞吐量和PU最小吞吐量需求的关系

$M=5$ 、 $P_0=0.2 W$ 时, SU有无电路功率情况下3种方案的SU最大吞吐量和PU最小吞吐量需求的关系如图8所示。

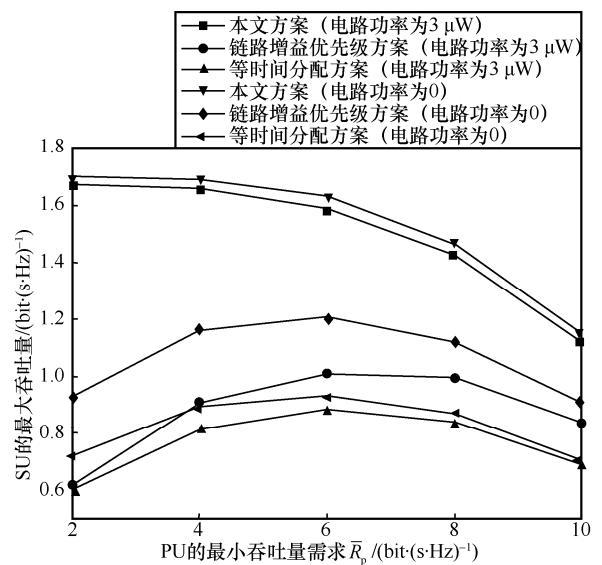


图8 SU有无电路功率情况下3种方案的SU最大吞吐量与PU最小吞吐量需求的关系

从图8可以得出如下结论。

首先,随着PU最小吞吐量需求的增加,无论SU有无电路功率,本文方案的SU最大吞吐量都减小。原因如下:随着PU最小吞吐量需求的增加,在PT的发射功率不变的情况下,PT需要花费更多的时间来满足PU最小吞吐量要求。因此,分配给SU完成数据传输的时间变少,从而使得SU的最大吞吐量减少。

其次,无论SU有无电路功率,其他两种方案的SU最大吞吐量都比本文方案小,同时链路增益优先级方案要优于等时间分配方案。这是因为本文方案的SU最大吞吐量是最优解,而等时间分配方案和链路增益优先级方案的SU最大吞吐量不是问题的最优解;同时,相比等时间分配方案,链路增益优先级方案具有更合理的时间分配。SU无电路功率情况下3种方案的SU最大吞吐量都比SU有电路功率情况下的SU最大吞吐量大。原因与第4.2节第二点的分析类似。

最后,无论SU有无电路功率,对于链路增益优先级方案和等时间分配方案,当PU的最小吞吐量增大时,SU的最大吞吐量会先增大后减小。原因如下:基于图3和图5,当PU的最小吞吐量增大时,根据 $\frac{\bar{R}_p}{\beta}$ 的值将SU的最大吞吐量分为如下两种情况进行分析。

第一种情况为 $\frac{\bar{R}_p}{\beta}$ 小于 $\bar{t}_0$ 或 $\tilde{t}_0$ 时,SU的最大吞吐量会随着 $\frac{\bar{R}_p}{\beta}$ 的增大而增大,同时本文方案的最优解在 $\bar{t}_0$ 或 $\tilde{t}_0$ 时获得,而链路增益优先级方案和等时间分配方案的SU最大吞吐量小于本文方案的最优解。

第二种情况为 $\frac{\bar{R}_p}{\beta}$ 大于 $\bar{t}_0$ 或 $\tilde{t}_0$ 时,SU最大吞吐量会随着 $\frac{\bar{R}_p}{\beta}$ 的增大而减小,本文方案的最优解在

$t_0 = \frac{\bar{R}_p}{\beta}$ 时获得,而链路增益优先级方案和等时间分配方案的SU最大吞吐量小于本文方案的最优解。

5 结束语

在具有PU最小吞吐量需求的EH-CRN中,通过优化PU和SU的传输时间分配以及PT发射功率的设置,实现EH-CRN的SU吞吐量最大化。本文提出了基于黄金分割和二分搜索的低复杂度算法,分别实现了考虑SU的电路功率和不考虑SU的电路功率时EH-CRN的SU吞吐量最大化。通过证明两种不同SU电路功率下的STM问题的凸特性,分别获得了对应STM问题的最优解。分析仿真结果可知,首先,随着PU的最小吞吐量需求 $\bar{R}_p$ 越来越大,不管SU有无电路功率,SU的最大吞吐量都会急剧下降;其次,相比其他两种方案,本文方案显著提高了SU的最大吞吐量;最后,对于满足PU最小吞吐量需求的最大化SU吞吐量问题,本文算法复杂度较低。此外,本文方案已应用于如下场景。例如,基于RF的EH-CRN在车联网^[36]应用中受到充分的重视,特别是在5G网络中,它有效应对了能量限制和频谱稀缺的挑战。在过去的几年里,无人机大量涌入通信领域,如应急救援、监控或跟踪^[37]。结合了CR和EH的无人机认知无线网络将进一步提升无线通信的频谱效率和能量效率^[38],尤其是在5G/6G时代。

参考文献:

- [1] FCC. Spectrum policy task force, report of the spectrum efficiency working group[R]. 2002.
- [2] LIU X Y, ZHENG K C, LIU X Y, et al. Hierarchical cooperation improves delay in cognitive radio networks with heterogeneous mobile secondary nodes[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2019, 18(12): 2871-2884.
- [3] GAUTAM N, MOHAPATRA A. Efficiently operating wireless nodes powered by renewable energy sources[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2015, 33(8): 1706-1716.



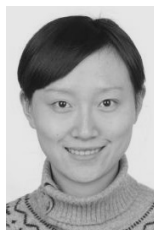
- [4] TAN Y K, PANDA S K. Self-autonomous wireless sensor nodes with wind energy harvesting for remote sensing of wind-driven wildfire spread[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2011, 60(4): 1367-1377.
- [5] CHEN X H, LIU Y, CAI L X, et al. Resource allocation for wireless cooperative IoT network with energy harvesting[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2020, 19(7): 4879-4893.
- [6] KANSAL A, SRIVASTAVA M B. An environmental energy harvesting framework for sensor networks[C]//*Proceedings of the 2003 International Symposium on Low Power Electronics and Design*. New York: ACM Press, 2003: 481-486.
- [7] HU H, ZHANG H, LIANG Y C. On the spectrum- and energy-efficiency tradeoff in cognitive radio networks[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2016, 64(2): 490-501.
- [8] ZHANG W S, WANG C X, CHEN D, et al. Energy-spectral efficiency tradeoff in cognitive radio networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2016, 65(4): 2208-2218.
- [9] XU X M, YANG W W, CAI Y M, et al. On the secure spectral-energy efficiency tradeoff in random cognitive radio networks[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2016, 34(10): 2706-2722.
- [10] WANG Y C, LIU K J R. Statistical delay QoS protection for primary users in cooperative cognitive radio networks[J]. *IEEE Communications Letters*, 2015, 19(5): 835-838.
- [11] ZHENG K C, LIU X Y, ZHU Y H, et al. Impact of battery charging on spectrum sensing of CRN with energy harvesting[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 69(7): 7545-7557.
- [12] PRATIBHA, LI K H, TEH K C. Optimal spectrum access and energy supply for cognitive radio systems with opportunistic RF energy harvesting[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2017, 66(8): 7114-7122.
- [13] LI H Q, ZHAO X H. Throughput maximization with energy harvesting in UAV-assisted cognitive mobile relay networks[J]. *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*, 2021, 7(1): 197-209.
- [14] 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.
- [15] WANG Y Y, ZHAO X H, LIANG H. Throughput maximization-based optimal power allocation for energy-harvesting cognitive radio networks with multiusers[J]. *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, 2018, 2018(1): 1-10.
- [16] KALAMKAR S S, JEYARAJ J P, BANERJEE A, et al. Resource allocation and fairness in wireless powered cooperative cognitive radio networks[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2016, 64(8): 3246-3261.
- [17] LIU Z X, ZHAO M Y, YUAN Y Z, et al. Subchannel and resource allocation in cognitive radio sensor network with wireless energy harvesting[J]. *Computer Networks*, 2020(167): 107028.
- [18] ZHENG K C, LIU X Y, ZHU Y H, et al. Total throughput maximization of cooperative cognitive radio networks with energy harvesting[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2020, 19(1): 533-546.
- [19] LIU X Y, ZHENG K C, CHI K K, et al. Cooperative spectrum sensing optimization in energy-harvesting cognitive radio networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2020, 19(11): 7663-7676.
- [20] XU D, ZHU H B. Sum-rate maximization of wireless powered primary users for cooperative CRNs: NOMA or TDMA at cognitive users?[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2021, 69(7): 4862-4876.
- [21] JAFARI R, MAHDAVI M, FAZEL M S. Sum-throughput maximization of secondary users in an in-band full-duplex cognitive wireless powered communication network[J]. *IEEE Systems Journal*, 2020, 14(2): 2109-2120.
- [22] NGO H Q, LARSSON E G, MARZETTA T L. Energy and spectral efficiency of very large multiuser MIMO systems[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2013, 61(4): 1436-1449.
- [23] YANG W W, ZHAO X H. Resource allocation in two-way OFDM-based cognitive radio networks with QoE and power consumption guarantees[J]. *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, 2017, 2017(1): 1-14.
- [24] BOSHKOVSKA E, NG D W K, ZLATANOV N, et al. Practical non-linear energy harvesting model and resource allocation for SWIPT systems[J]. *IEEE Communications Letters*, 2015, 19(12): 2082-2085.
- [25] CHEN Y F, SABNIS K T, ABD-ALHAMEED R A. New formula for conversion efficiency of RF EH and its wireless applications[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2016, 65(11): 9410-9414.
- [26] WANG Y J, WANG Y H, ZHOU F H, et al. Resource allocation in wireless powered cognitive radio networks based on a practical non-linear energy harvesting model[J]. *IEEE Access*, 2017(5): 17618-17626.
- [27] WANG Y H, WU Y H, ZHOU F H, et al. Multi-objective resource allocation in a NOMA cognitive radio network with a practical non-linear energy harvesting model[J]. *IEEE Access*, 2017(6): 12973-12982.
- [28] PRATHIMA A, GURJAR D S, NGUYEN H H, et al. Performance analysis and optimization of bidirectional overlay cognitive radio networks with hybrid-SWIPT[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 69(11): 13467-13481.

- [29] JU H, ZHANG R. Throughput maximization in wireless powered communication networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2014, 13(1): 418-428.
- [30] WANG F, ZHANG X. Secure resource allocation for polarization-based non-linear energy harvesting over 5G cooperative CRNs[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2020(99): 1.
- [31] CHI K K, CHEN Z B, ZHENG K C, et al. Energy provision minimization in wireless powered communication networks with network throughput demand: TDMA or NOMA?[J]. IEEE Transactions on Communications, 2019, 67(9): 6401-6414.
- [32] WU Q Q, CHEN W, LI J. Wireless powered communications with initial energy: QoS guaranteed energy-efficient resource allocation[J]. IEEE Communications Letters, 2015, 19(12): 2278-2281.
- [33] BOYD S P, VANDENBERGHE L. Convex optimization[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2004.
- [34] MOKHTARZADEH H, TAHERPOUR A, TAHERPOUR A, et al. Throughput maximization in energy limited full-duplex cognitive radio networks[J]. IEEE Transactions on Communications, 2019, 67(8): 5287-5296.
- [35] HE S B, CHEN J M, JIANG F C, et al. Energy provisioning in wireless rechargeable sensor networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2013, 12(10): 1931-1942.
- [36] XIAO H, JIANG H, SHI F R, et al. Energy-efficient resource allocation in radio-frequency-powered cognitive radio network for connected vehicles[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2021, 22(8): 5426-5436.
- [37] LI X Q, PAN C H, ZHANG C Y, et al. Data rate maximization in UAV-assisted C-RAN[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2020, 9(12): 2163-2167.
- [38] XIAO H, JIANG H, DENG L P, et al. Outage energy efficiency maximization for UAV-assisted energy harvesting cognitive radio networks[J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(7): 7094-7105.

[作者简介]



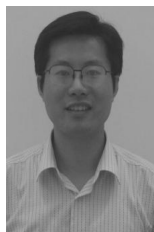
葛海江(1980-), 男, 博士, 杭州职业技术学院信息工程学院教授, 主要研究方向为认知无线网络。



贾宁(1981-), 女, 杭州职业技术学院信息工程学院副教授, 主要研究方向为物联网应用。



池凯凯(1980-), 男, 博士, 浙江工业大学计算机科学与技术学院教授、博士生导师, 主要研究方向为无线网络。



陈云志(1971-), 男, 博士, 杭州职业技术学院信息工程学院教授, 主要研究方向为物联网应用。