

基于能量采集的认知无线电传输优化策略

赵振涛^{1,2}, 尹斯星², 李书芳²

(1. 公安部第一研究所; 2. 北京邮电大学)

摘要: 本文提出将能量采集技术引入认知无线电系统,并研究了能量采集与频谱感知的联合优化设计。文中将时隙模式下认知无线电传输划分为能量收集、频谱感知监测和数据传输三个部分,以最大化有效吞吐量为目标进行建模。基于最优停止策略,提出了一种明显优于传统的模拟退火算法(Simulated Annealing Algorithm, SAA)的自适应动态优化算法和频谱感知规则。为了降低计算复杂度,在自适应动态计算的最优算法基础上,又提出了低计算复杂度的静态次优计算方法,并得出了静态问题的闭型求解公式,实现了对移动通信授权频段在非高峰情况下相对空闲的频谱资源的最优感知模式和共享规则。

关键词: 认知无线电; 频谱感知; 频谱共享

中图分类号: TN929.5 文献标识码: A 文章编号: 1673-4793(2021)02-0020-15

Optimization strategy of cognitive radio transmission based on energy harvesting

ZHAO Zhentao^{1,2}, YIN Sixing², LI Shufang²

(1. The First Research Institute of the Ministry of Public Security; 2. Beijing University of Posts and Telecommunications)

Abstract: In this paper, a paradigm of cognitive radio systems with energy harvesting is proposed and joint optimization for energy harvesting and spectrum sensing is investigated. The operation timeslot of the cognitive radio system is partitioned into three parts for energy harvesting, spectrum sensing and data transmitting to maximize the achievable throughput. An adaptive optimization algorithm along with a spectrum sensing rule is proposed based on optimal stopping strategy, which significantly outperforms conventional simulated annealing algorithm (SAA). To further reduce computational complexity, a low-complexity static strategy is proposed based on adaptive computation and close form solution for the static problem is derived. Results in this paper enable optimal spectrum sensing and sharing of less congested licensed bands with non-peak usage.

Key words: cognitive radio; spectrum sensing; spectrum sharing

1 引言

由于频谱资源的有限性,无线通信系统中射频前端的参数设置需根据频谱使用情况和相关频谱管理规定进行设定。认知无线电(Cognitive Radio, CR)技术可以感知周围无线频谱环境。按照现有频谱分配原则,

无线频谱资源划分为授权频段与非授权频段,得到授权的团体和个人长期独占该频谱使用权。由于在某个地点授权用户(又叫主用户, Primary Users, PUs)不会在任何时间都使用该频段,因此,不少授权频段都处于空闲的状态(称为频谱空洞或频谱孔)。如3G/4G/5G和广播电视的授权频段虽然保障了高通信质量,但大多

数时间的信道利用效率却太低(我国大多数城市的大多数时间饱和度不到35%)。因此需要利用认知无线电的频谱感知等关键技术,对无线信道进行能量收集和实时监测,在保障业务服务质量的基础上改变频谱的子信道分配和功率的效能分配,让非授权用户(又叫次级用户,Secondary Users,SUs)以竞争方式接入使用,从而更加有效地调控电磁环境中的频谱效率^[1]。

对于需要无线充电的无线传感器,首先需要外部充电过程为感知计算和数据传输提供能量。如果没有足够的能量,传输也会中断。能量收集的主要挑战不是最小化能量消耗和最大化网络运行时间,而是收集能量的效用最大化^[2],即通过利用环境能量的空间变化来最大化数据传递速率^[3]。能量效率间接反映了传感器对频谱的利用效率。为了改善CR系统的能量效率,通常采用降低能量消耗以及能量收集的方法^[4]。其中,能量收集以能量补充的方式来确保系统的供能,在无线网络中具有十分广泛的应用,如移动Adhoc网络、蜂窝网络、传感器网络和车载网络等场景。在能量收集的相关研究中,文献[5-7]从信息论的角度出发,在不同的CR系统中研究了基于能量信道的信道容量边界。文献[8,9]则研究了不同条件下能量收集的最优策略与规则,其中,文献[8]研究了单用户能量收集无线通信系统中的最佳分组调度问题,根据流量负载和可用能量自适应地调整传输速率,从而获得分组与传输所需的最小时间。文献[9]则是基于能量采集时间和可充电电池容量均受限的情况,设计的最优传输策略。由于从环境中获取的射频能量对传感器的充电量不确定,为探寻最佳能源管理政策,在能量传输和通信功能之间进行权衡^[10],就需要对预期的无线网络信号时间进行最优设计。F. Iannello和O. Simeone^[11-13]基于Markov模型重新设计了媒体访问控制(MAC)协议,构造了传感器最优的能量传递和最优的数据通信时间的函数表达式^[14]。Michelusi则提出了基于在线优化的能量管理方案^[15]。

很明显,次级用户能量收集时间越长,可以获得更多的能量,使得瞬时传输速率得以改善^[16];为提高次级用户的传输性能,需要感知更多信道能够获得更多的可用信道,这会以消耗更多时间和能源为代价^[17]。在时隙模式中,用在能量收集和信道感知上的时间越多,数据传输的时间越少,SUs的有效传输质量(传输数据总量和链路频谱效率)就越低^[18]。文献[19]设计的次级用户的频谱感知策略、分配的感知时间、能量,获得主用户

数据通信总吞吐量的最大值。而文献[20]是在保证主用户通信不受影响的前提下,优化的频谱感知策略以获得最大的次级用户数据通信的最大吞吐量。

上述的工作主要从频谱感知、接入策略以及网络性能等方面进行了研究。实际情况下,非授权用户运行的时隙中能量收集和频谱感知会产生相互影响和制约,目前很少有工作对能量收集与频谱感知进行协同管理,来对整体性能进一步优化^[21]。为此,本文将重点放在能量收集和频谱感知的策略设计上,以进一步优化SUs的期望链路频谱效率。本文设计的CR系统基于能量收集和频谱共享的感知优化,其中SUs以时隙模式运行。假设时隙被分为三个非重叠部分,分别用于能量收集、频谱感知和数据传输。由于这三个操作共享操作时隙和能量消耗,因此三者之间存在着博弈平衡:能量收集时间越长,可以获得更多的能量,使得瞬时传输速率得以改善;虽然会消耗更多时间和能源代价,不过通过感知更多信道能够获得更多的可用信道。然而,在时隙模式中,花费在能量收集和信道感知上的时间越多,数据传输的时间越少,这就降低了SU的有效传输质量(即可实现的吞吐量)。为此,我们将重点放在能量收集和频谱感知的策略设计上,以进一步优化SU的期望有效吞吐量。同样,根据感知结果灵活调整电磁调控器件的参数,有利于提高频谱感知的数据精度。

2 频谱感知系统的模型构建

CR系统中对频谱的利用可分为交织、覆盖和分层三种不同模型。在交织模型中,非授权用户只能通过频谱感知技术发现其他非授权的空闲频谱并加以利用,而不允许使用授权用户的频带。在覆盖模型中,非授权用户与授权用户以合作共享。非授权用户要将自己的能量分成两部分,其中一部分用于提高授权用户功率,提高授权用户的增益、以减轻非授权用户传输引起的干扰,这样才能换来授权用户频谱的使用权,用于非授权用户自身的数据。

在分层模型中,允许授权用户和非授权用户共存,因此网络也被称为频谱共享网络[22],且授权用户比非授权用户在频谱分配上具有更高的优先级,非授权用户必须在授权用户预定义的干扰约束(即预定义的干扰阈值)下才能共享。本文基于分层模型进行对需要无线供电的无源SUs传感器(对于有源SUs,可认为其能量收集的时隙为零)进行频谱感知的优化和实验验证。

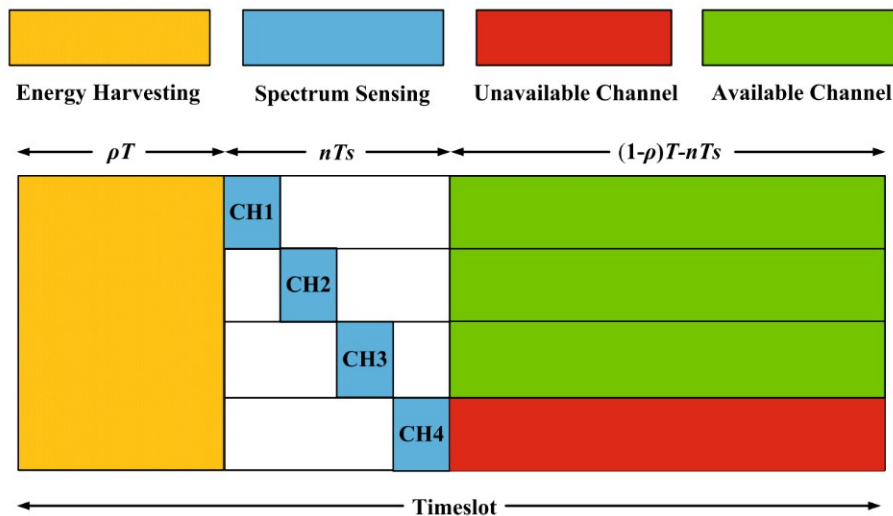


图1 能量采集-频谱感知-数据传输的时隙结构图

表1 频谱共享优化模型中主要符号缩写

缩写	定义
T	一次频谱共享过程总的持续时间
X	次级用户的能量采集功率
r	信道增益噪声功率比
T_s	频谱感知时间代价
α	归一化的频谱感知时间代价
E_s	频谱感知能量代价
β	归一化的频谱感知能量代价
p	主用户信道已被占用的概率
P_f	频谱感知的虚警概率
P	获取一个可用信道的概率
ρ	一次频谱共享过程中能量采集的时隙占比
U	频谱感知规则
t	频谱感知规则树的一条路径
S	频谱感知规则树的路径集合
D_t	频谱感知规则树的路径 t 的深度
A_t	频谱感知规则树的路径 t 的可用信道树 t

设定可利用的频谱总时长一定, SU采集、消耗能量三个过程——能量采集、频谱感知、数据传递均以时隙的长短来衡量。这三个操作共享整个时隙和能量消耗, 显然三者之间存在相互制约的折中关系: 能量采集的越多, 传输速率越高; 感知更多的可用信道, 就意味着占用更多的时间和能量; 而能量采集和频谱感知又挤占真正用来数据通信的时间, 从而降低SU总的有效通信能力(吞吐量)。

考虑到能量收集的“能量双工约束”的“save-then-transmit”协议^[23]和频谱感知的实际硬件限制中的“listen-before-talk”协议^[10], 设定次级用户采用“能量采集-频谱感知-数据传输 (Harvesting-Sens-

ing-Transmitting, H-S-T)”结构, SU每一次感知一个信道, 判断其可用性并计算觉得是否继续感知新的信道^[10]。如图1所示, 感知共享过程以三个非重叠的时隙模式运行, 时隙分别用于能量收集, 频谱感知和数据传输。这里只关注SU的期望链路频谱效率而不是瞬时链路频谱效率, 因此设定SU的能量采集均值保持不变。本文主要符号见表1。

H-S-T频谱共享结构的三个阶段为:

(1) 能量采集: 在 $(0, \rho T]$ 时间段, SU从电磁环境中收集并储备能量;

(2) 频谱感知: 在 $(\rho T, \rho T + nT_s]$ 时间段, 停止能量采集, 开始对各信道进行感知与计算(图1中, 其中前3个信道可用, 最后1个不可用)。

(3) 数据传输: 在 $(\rho T + nT_s, T]$ 时间段, 停止感知计算, 启用存储设备中的能量进行数据传输。

H-S-T策略采用时间顺序逐个感知信道, SU先感知一个授权信道, 判断其是否可用, 然后判断是否停止感知仅使用当前获得的信道进行数据传输, 还是根据剩余的时间和能量是否仍有机会进一步改善总的信道能力而继续感知新的信道。如果感知一个或多个信道(即使获得了更多的可用信道)也无法改善由于频谱感知产生的时间和能量代价, 即无法提高链路频谱效率, 则终止感知工作。图1中表达了SU在感知四个授权信道之后决定终止频谱感知, 并利用三个可用信道进行数据传输。

基于以上H-S-T策略, 给定每次感知共享过程的能量采集的时隙占比 ρ , SU逐个感知授权信道并基于先前的感知结果决定是否终止。于是, SU的频谱

感知决策问题即可转化为个别参数确定条件下整体优化的最佳终止问题(Parametrized Optimal Stopping Problem, POSP)。如图2所示, SU的频谱感知规则可以通过二叉树直观地表示。

图2中每个节点的左分支子节点表示获得可用信道(概率为P),右分支表示不可获得信道(概率为1-P)。红色表示终止继续感知。节点上的数字表示在每次感知之后可用信道的总数量,每条路径的深度表示已感知的信道数量。在每个感知步骤中获得可用信道的概率用数学语言表达为 $P=p(1-P_s)$ 。频谱感

知规则如同图2的树形结构,从根节点开始,基于每个感知步骤处的感知结果沿着相应路径前进。如果检测到可用信道,则将左子节点作为下一节点(leaf nodes),如果没有检测到可用信道,则取右侧,最终在不能进一步增强SU的链路频谱效率的红色节点结束,而初始状态表示没有进行感知且未获得可用信道。因此,规则树中的每一条路径对应于的频谱感知所有过程S中的一种可能情况(感知观测序列)。例如,图1中所示的频谱感知过程对应于图2中左起第二路径。

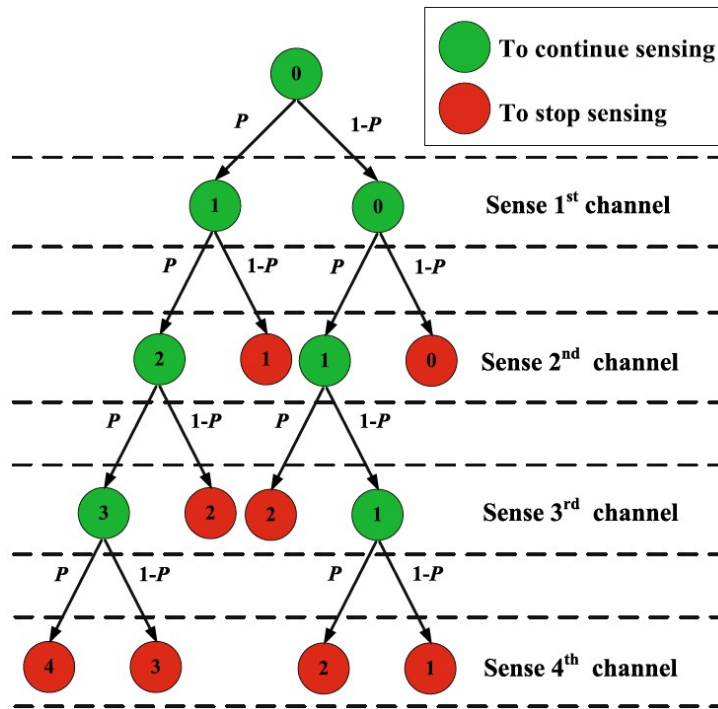


图2 基于二叉树的频谱感知规则可视化

可以得到, SU在当前时隙中可获得的数据吞吐量期望值与频谱感知遵循规则树的路径 t 的相关函数为:

$$R(\rho, U) = \frac{A_t((1-\rho)T - D_t T_s)}{T} \log_2 \left(1 + \frac{r(\rho X T) - D_t E_s}{(1-\rho)T - D_t T_s} \right) \quad (1)$$

由于SU的频谱感知过程(即,频谱感知规则树中不止一条可能的路径) D_t, A_t 存在于多种可能情况,所以 $R(\rho, U)$ 显然是随机值。因为信道噪声增益 r 在一个时隙内保持不变,可被视为能量收集环节中的固定损耗,令“ $r=1$ ”, X 就代表了接收端的等效能量采集功率。将 α 定义为频谱感知一个信道的归一化时间, β 定义为归一化能耗, SU基于离散路径的数据总吞吐

量的期望值就可表示为:

$$\max_{0 \leq \rho \leq 1, U} \bar{R}(\rho, U) = \sum_{t \in S} P^{A_t} (1-P)^{D_t - A_t} A_t (1-\rho - D_t \alpha) \log_2 \left(1 + \frac{X(\rho - D_t \beta)}{1-\rho - D_t \alpha} \right) \quad (2)$$

其中 $0 < \alpha = T_s/T < 1, 0 < \beta = E_s/XT < 1$ 。注意,在规则U中的每个感知步骤均受限于时间和能量,即,仅当剩余时间和能量足够时,感知一个或多个信道的规则才是可行有效的。

3 频谱感知最优方案

由于在频谱共享过程中,公式(1)中能量采集的时隙占比 ρ 也是要优化的变量,而每个时隙占比 ρ 唯一地确定了一种最佳的频谱感知规则 $U=U(\rho)$,所以

求解公式(2)的POSP问题就更具挑战性,其可以分解为感知策略和算法优化两个子问题:Ⅰ)给定 ρ 的条件下寻求最优频谱感知规则;Ⅱ)基于子问题Ⅰ的解,通过优化 ρ 来求解公式(2)。

3.1 频谱感知优化原理

如前所述,总时长 T 一定的条件下,一旦能量采集时隙占比 ρ 确定,频谱感知的最优策略即可转述为一种有限时间段的POSP问题。其目的寻找这样的最佳频谱感知规则:SU_s在当前感知到的可用的信道(定义为“已观测信道”)能够实现的最大的期望信道数据吞吐量(定义为“信道回馈”)。

开始按规则树感知找到的具有最大的。频谱感知规则由两个要素决定:

(1)已观测信道状态的序列,由 Z_1, Z_2, \dots 表示,它们服从伯努利分布,且与概率 P 互不相关;

(2)一系列信道回馈函数给定当前观测到的可用信道,即由 $R_0, R_1(z_1), R_2(z_1, z_2), \dots, R_n(z_1, z_2, \dots)$ 表示的SU数据吞吐量的期望值。这里 $z_i \in \{0, 1\}$ ($i \in \{1, 2, \dots\}$), i 为序号, $z_i=0$ 表示信道空闲可用, $z_i=1$ 表示信道繁忙已被占用。信道回馈 $R_n(z_1, \dots, z_n)$ 可以表示为:

$$R_n(z_1, \dots, z_n) = a_n(1 - \rho - n\alpha) \log_2 \left(1 + \frac{X(\rho - n\beta)}{1 - \rho - n\alpha} \right) \quad (3)$$

其中, $a_n = \sum_{i=1}^n (1 - z_i)$ 表示在已观测信道 z_1, \dots, z_n 中获得的可用信道。此时,频谱感知规则优化问题就可描述为:在感知到 n 个信道并观测 $Z_1=z_1, Z_2=z_2, \dots, Z_n=z_n$ 之后, SU决定是终止感知并获得已知的信道回馈 $R_n(z_1, \dots, z_n)$, 还是继续感知下一个信道并观测 Z_{n+1} 。特别地, 如果没有感知信道($i=0$)并且也不再进行信道观测, 则接收常数 $R_0=0$; 由于事实上频谱感知规则是有界的, 如公式(3)所示, 永不终止的频谱感知是不存在的, 可被感知的信道数量的上限 $N_u = \min \left\{ N, \frac{1-\rho}{\alpha}, \frac{\rho}{\beta} \right\}$ 取决于时间和能量约束以及CR系统中的有限信道数。通过反向归纳来分析, 由于SU必须在 N_u 终止感知(在感知 N_u 信道之后), 就要求先在 N_u-1 时就找到最佳频谱感知规则。已知 N_u-1 时的频谱感知规则, 回推阶段 N_u-2 , 以此类推, 直到回到起始原点。

既然最初即知感知数量最多是 N_u , 则从最初阶段 $i=0$ 到 $i=N_u$ 共 N_u 个信道全部期望的数据总吞吐量就为:

$$\begin{aligned} V_{N_u}^{(N_u)} &= R_{N_u}(z_1, \dots, z_{N_u}) \\ &= a_{N_u}(1 - \rho - N_u\alpha) \log_2 \left(1 + \frac{X(\rho - N_u\beta)}{1 - \rho - N_u\alpha} \right) \end{aligned} \quad (4)$$

由 N_u 直到递推到初始阶段 $0, 0 < n < N_u$, 则在已观测 $Z_1=z_1, \dots, Z_n=z_n$ 的基础上, 在阶段 n 时SU可以获得的最大期望数据吞吐量公式为

$$\begin{aligned} V_n^{(N_u)}(z_1, \dots, z_n) &= \max \{ R_n(z_1, \dots, z_n), \\ E[V_{n+1}^{(N_u)}(Z_1, \dots, Z_{n+1}) | Z_1=z_1, \dots, Z_n=z_n] \} \end{aligned} \quad (5)$$

由于各信道相互独立, 且服从相同的伯努利分布, 因此得到

$$\begin{aligned} E[V_{n+1}^{(N_u)}(Z_1, \dots, Z_{n+1}) | Z_1=z_1, \dots, Z_n=z_n] \\ = PV_{n+1}^{(N_u)}(z_1, \dots, z_n, 0) + (1-P)V_{n+1}^{(N_u)}(z_1, \dots, z_n, 1) \end{aligned} \quad (6)$$

通过递归求解公式(5)在给定 ρ 条件下的最优化后的频谱感知规则 $U^*(\rho)$, 依据图2感知规则, SU的期望数据吞吐量表示为

$$\begin{aligned} \bar{R}(\rho, U^*(\rho)) &= \sum_{t \in S^*(\rho)} P^{A_t^*(\rho)} (1-P)^{D_t^*(\rho) - A_t^*(\rho)} A_t^*(\rho) \\ &\times (1 - \rho - D_t^*(\rho)\alpha) \log_2 \left(1 + \frac{X(\rho - D_t^*(\rho)\beta)}{1 - \rho - D_t^*(\rho)\alpha} \right) \end{aligned} \quad (7)$$

其中 $S^*(\rho)$ 是在优化后的感知规则 $U^*(\rho)$ 中, 从的根节点到子叶节点的路径集合, 而 $D_t^*(\rho)$ 和 $A_t^*(\rho)$ 是指 $U^*(\rho)$ 中路径 t 的路径深度和最优可用信道数量。

3.2 能量采集时隙占比优化程度的评估

在给定 ρ 条件下确定了最佳频谱感知规则 $U^*(\rho)$ 之后, 再将最佳感知规则 $U^*(\rho)$ 带入等式(2)对 ρ 进行优化, 将获得的 ρ 和 $U^*(\rho)$ 代入等式(7):

$$\max_{0 \leq \rho \leq 1} \bar{R}(\rho, U^*(\rho)) \quad (8)$$

将公式(7)中 $\bar{R}(\rho, U^*(\rho))$ 进行描点绘图, 得到的曲线通常不是凸函数^[24], 因此公式(8)中的最大值不能直接用凸函数的求最大值方法。 $\bar{R}(\rho, U^*(\rho))$ 的曲线主要有图3中的四种, 其中只有图3(a)中的 $\bar{R}(\rho, U^*(\rho))$ 曲线为整体凸形, 说明很小的时间代价与能量代价($0 < \alpha < 0.01, 0 < \beta < 0.01$)即可满足一次频谱感知时, 信道数据吞吐量的期望值对于能量采集时间比这个变量的函数是凸的。随着频谱感知的时间代价 α 与能量代价 β 的增加, 尽管不能确定信道数据吞吐量的期望值 $\bar{R}(\rho, U^*(\rho))$ 是否为凸形, 但可以将其视为分段的凸形曲线, 如图3(b) (c) (d)所示, 每个段凸形曲线就是一个规则不变区间, 规则不变区间就是每个保证凸函数的能

量采集时间比的范围。对比每个规则不变区间的最优值,即可获得全局的最优值。如图3(c)中的全局最优期望有效吞吐量及存在于 $0.36 < \rho < 0.41$ 的区间内。过小($0 < \rho < 0.1$)或过大($0.9 < \rho < 1$)的能量采

集时隙都会由于过于有限的采集能量或传输时间使得期望有效吞吐量接近于零,不可能为最优也就无需详细讨论,所以,图3仅展示了能量采集时隙占从0.1到0.9的情况。

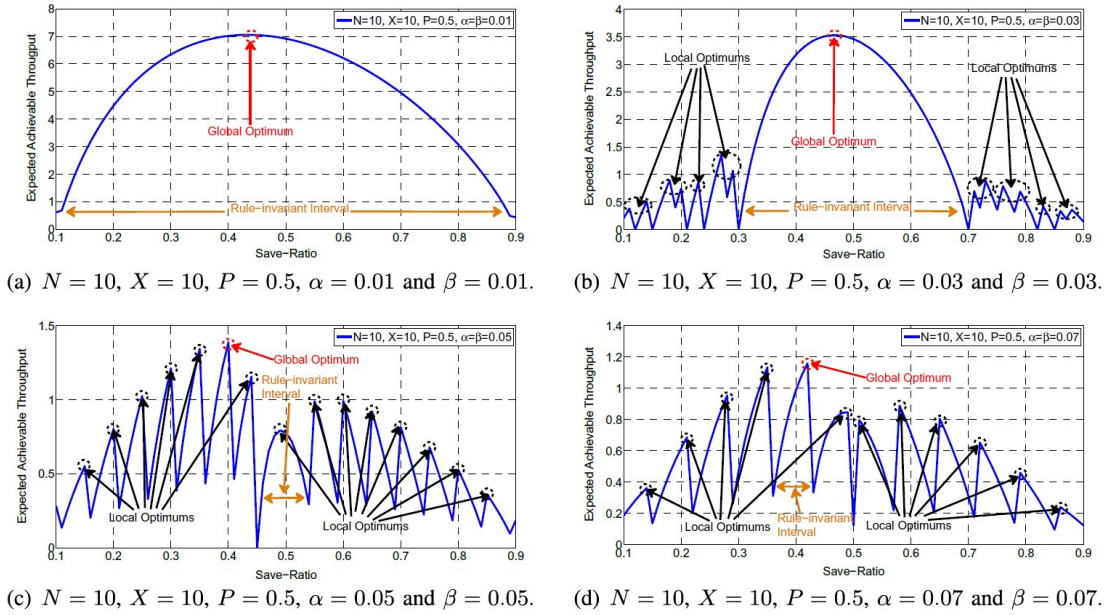


图3 不同时间和能量成本的 $\bar{R}(\rho, U^*(\rho))$ 曲线

$\bar{R}(\rho, U^*(\rho))$ 的分段凸形源于在 ρ 的一定区间内 $U^*(\rho)$ 保持不变,而 $S^*(\rho), A_i^*(\rho)$ 和 $D_i^*(\rho)$ 三者与相关也为 $U^*(\rho)$ 常数,却与 ρ 不直接相关,这些 ρ 的区间也因此称为“规则不变区间”。在规则不变区间中,得到期望链路频谱效率为:

$$\bar{R}(\rho) = \sum_{i \in S^*} P^{A_i^*} (1 - P)^{D_i^* - A_i^*} A_i^* \times (1 - \rho - D_i^* \alpha) \log_2 \left(1 + \frac{X(\rho - D_i^* \beta)}{1 - \rho - D_i^* \alpha} \right) \quad (9)$$

因为系数为正的对数函数为单调递增凸函数,且分段变化的概率函数 $P^{A_i^*} (1 - P)^{D_i^* - A_i^*} A_i^* (1 - \rho - D_i^* \alpha)$ 为正值,因此等式(9)在其递增范围内是凸形曲线。

所以, $U^*(\rho)$ 是分段变化的, $\bar{R}(\rho, U^*(\rho))$ 是分段凸形的。特别地,如图3(a),如果每次频谱感知时间足够短、能耗足够低,这就表示能够感知所有 N 个授权信道,剩余的时间和能量可全部用于数据传输,则 $U^*(\rho)$ 始终保持不变,因此对于任何 $\rho, \bar{R}(\rho, U^*(\rho))$ 是严格凸的。图3(c)中的一些规则不变区间数据传输速率却极低,这是因为根据最佳频谱感知规则,为了感知尽量多的信道,使得留给SU用于数据传输的能量或时间很少^[22]。

因此,本文提出了分段局部最优比较算法(Piece-

wise Local Optimum Comparison, PLOC)来寻找全局最优。该PLOC算法用二分法枚举所有规则不变的区间,先精确定位每个规则不变区间的起始点和终点,遍历求得每个区间的局部最优值,由于 $\bar{R}(\rho, U^*(\rho))$ 是凸形的,通过求导可以得出每个区间中的局部最优值。然后通过比较所有局部最优值来选择最佳值来确定全局最优值,再返回来确定全局最优能量采集时隙占比 ρ 。

3.3 与退火算法的优化能力对比

为评估该PLOC算法的复杂度,本文通过一个具有10个授权信道的CR系统,并选择解决凸形问题的典型算法——模拟退火算法(Simulated Annealing Algorithm, SAA)作为算法优化的参照。模拟退火算法来源于固体退火降温原理,最早的思想是由N. Metropolis等人于1953年提出^[25]。在热力学中,物体的温度愈低,其分子热能愈少。物体缓慢的降温过程叫退火,直到其内能最低的结晶状态。将处于非晶体状态的固体加至充分高温,再进行退火,直至晶体状态,系统达到最稳定状态,这样就找到了分子稳定的“最优解”。设 E 为物体在温度 T 时的分子内能, ΔE 为温度 T 时物体的内能改变量, k

为玻尔兹曼常数,则根据Metropolis准则,物体在温度为 T 时,出现减小 ΔE 的内能时以趋于降温平衡的概率为 $\exp(-\Delta E/(kT))$ ^[26]。如果这个高温至晶体的过程存在全局的最优解,则寻求的分子稳定即为分子的最稳定的解。1983年,S. Kirkpatrick等人基于Monte-Carlo迭代求解策略成功地将固体退火思想引入到组合优化领域形成了具有时变概率的全局优化的串行结构优化算法SAA^[26]。SAA从某一高温状态开始退火,寻求最优解,但此时最优解有可能是局部最优解,因此SAA算法通过概率性地跳出局部区间,并最终遍历全局,寻找到全局最优解^[27]。借用固体退火思想,将物体内能 E 模拟为目标函数值 f ,物体温度 T 演化成控制参数 t ,由初始

解和控制参数 t 开始,依概率在不同区间进行跳转,对当前解重复优化迭代,算法终止时即逼近全局最优解^[26]。

通过运行在HP Z210工作站上的MATLAB 2010a进行50次仿真测试,无论效率如何,两种算法都能确保它们收敛到全局最优性。两种算法的平均运行时间如图4所示,PLOC算法比SAA算法快很多。这是因为SAA算法只是一味地搜索全局最优,而PLOC算法利用 $\bar{R}(\rho, U^*(\rho))$ 的分段凸形将原始问题分解为有限数量的分段凸形子问题,这些子问题可以通过连续求导而快速收敛。此外,频谱感知的时间和能量代价 ρ 越高,频谱感知规则树的深度越小,两种算法遍历整个规则树的速度越快。

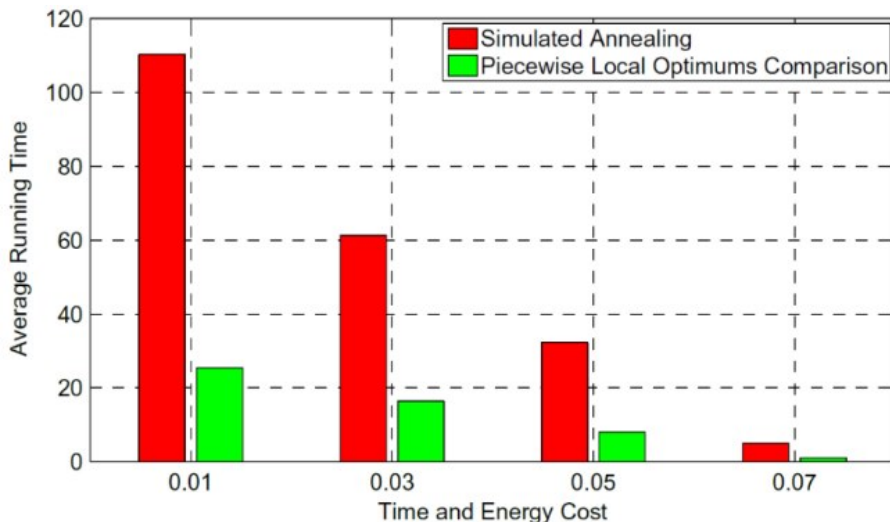


图4 PLOC和SAA的复杂性比较(秒级)

4 频谱感知次优方案

基于搜索的PLOC算法虽然可推导出全局最优能量采集时隙占比和频谱感知规则,然而,由于计算相对复杂,特别是在频谱感知的短时间和低能耗的情况下,将大大扩展频谱感知规则树,并会在该问题在付出较高的计算代价。为了进一步降低复杂性,通过将原始动态问题近似为静态问题,本文提出了一种可以一次性求的次优解决方案,从而避开基于搜索原理的PLOC算法。

4.1 次优问题的数学建模

如前所述,SU的频谱感知规则可以通过二叉树直观地表示。为统一数学建模,将路径深度 D_i 为随机数的二进制规则树替换为各路径皆完整的二进制规

则树:对频谱感知规则施加额外约束,规定规则树是完整二进制规则树,其中每个路径具有一致的深度。于是,由SU感知固定数量的信道,从中选择可用的信道用于数据传输,因此频谱感知规则就简化为如何确定最优的感知信道数量。因此,公式(2)变为静态问题,其目的仅在于选择适当的能量采集来感知信道的数量。对于这样的二进制完整规则树,SU的频谱效率由下式给出:

$$R = A(1 - \rho - D\alpha) \log_2 \left(1 + \frac{X(\rho - D\beta)}{1 - \rho - D\alpha} \right) \quad (10)$$

其中 D 指的是要被感知的信道的数量(即,完整规则树的统一深度)和 A 是可用信道数。由于每个授权信道的状态为伯努利分布式随机变量 P ^[28],于是 A 变为期望为 DP 的二项分布随机变量。因此,二进制

完整规则树问题可以表述为双变量静态优化问题,由下式给出:

$$\max_{\rho, D} \bar{R}(\rho, D) = D(1 - \rho - D\alpha) \log_2 \left(1 + \frac{X(\rho - D\beta)}{1 - \rho - D\alpha} \right) \quad (11)$$

式中 $\rho - D\beta \geq 0, 1 - \rho - D\alpha \geq 0, 0 \leq \rho \leq 1, D \in \{0, 1, \dots, N\}$

如前所述方程式(2)由于设定场景下获得可用信道的概率 P 是常数,故删除。约束 $\rho - D\beta \geq 0, 1 - \rho - D\alpha \geq 0, 0 \leq \rho \leq 1$ 旨在保证信道感知消耗的能量不应超过所有收获的能量(能量约束), $\rho - D\beta \geq 0, 1 - \rho - D\alpha \geq 0, 0 \leq \rho \leq 1$ 是要保证所需时间应小于能量收集后的剩余时间(时间约束)。由此可得出 $0 \leq D \leq 1/(\alpha + \beta)$ 。

4.2 次优方案的规则设计

由于包含取整变量、离散变量以及连续变量,因此等式(11)属于非常具有挑战性的混合整数化非线性规划(Mixed-Integer Non-Linear Programming, MINLP)问题。首先,可以判断(11)是一个凸问题,可通过求解 Karush-Kuhn-Tucker (KKT) 最优条件的方程组^[24]得出全局最优能量采集时隙占比 ρ 和要感知的信道数 D 。这里,因为导出的最佳信道数不一定是整数,通过求解 KKT 方程组给出的全局最优解不一定适用。所以,要将导出的最优 D 取整,进一步导出适用的最优节省比 ρ 。

当 $D \geq 0$ 时,方程(11)的 KKT 最优条件由下式给出:

$$\begin{cases} \frac{\partial \bar{R}}{\partial \rho} + \lambda_1 - \lambda_2 + \lambda_3 - \lambda_4 = 0, \frac{\partial \bar{R}}{\partial D} - \beta\lambda_1 - \alpha\lambda_2 + \lambda_5 = 0 \\ \rho - D\beta \geq 0, 1 - \rho - D\alpha \geq 0, 0 \leq \rho \leq 1, D \geq 0 \\ \lambda_1(\rho - D\beta) = 0, \lambda_2(1 - \rho - D\alpha) = 0, \\ \lambda_3\rho = 0, \lambda_4(1 - \rho) = 0, \lambda_5 D = 0 \end{cases} \quad (12)$$

其中 $\lambda_i (i \in \{1, 2, 3, 4, 5\})$ 为对偶变量。显然,由于 $D=0, \rho=0, \rho=1, \rho - D\beta=0$ 和 $1 - \rho - D\alpha=0$ 将导致期望链路频谱效率为零,这不可能是最佳方案。所以取消诸如 $\lambda_i=0, i \in \{1, 2, 3, 4, 5\}$ 这些荣誉的补充条件和对偶变量,通过简单地求解以下方程系统即可推导出(12)的全局最优解:

$$\frac{\partial \bar{R}}{\partial \rho} = 0, \frac{\partial \bar{R}}{\partial D} = 0 \quad (13)$$

全局最优解的 (ρ^*, D^*) 可表达为:

$$\begin{cases} \rho^{**} = \frac{1 - \frac{\alpha}{2(\alpha + \beta)} - \left(1 - \frac{\alpha + X\beta}{2(\alpha + \beta)}\right) \frac{W\left(\frac{X-1}{e}\right)}{X-1}}{W\left(\frac{X-1}{e}\right) + 1} \\ D^{**} = \frac{1}{2(\alpha + \beta)} \end{cases} \quad (14)$$

其中 $W(\cdot)$ 为 Lambert W 函数。

4.3 混合后的次优解决方案

如前面所讨论,被感知信道的全局最优数目不一定是整数。因此,将 n^* 取整到它两个临近的整数上,并分别推导出两个相应的最优能量采集时隙占比,然后在两者中选择最佳解作为原公式(2)问题的可行最佳解。在上述分析的基础上,图5详细描述了确定可行的最佳能量采集时隙占比和感知信道数目的过程。其中, D_h 为取整时较大的整数, D_l 为取整时较小的整数,最优值与取整后的最优值之间的差值定义为 $\delta = D^{**} - D_l = 1 - (D_h - D^{**})$ 。概括地说,对于一个实际的 CR 系统,其授权信道的数量有限(如以前规定的 N 个授权信道),适用的最佳感知信道数量为 $\min(D^*, N)$ 由于公式(7)中的目标函数的一致性,由公式(14)进一步可以得到适用的最优能量采集时隙占比 ρ^{**} 。

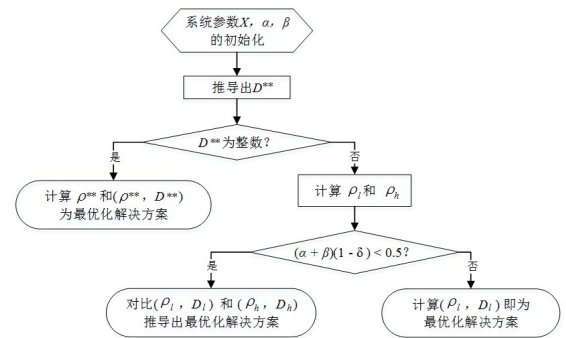


图5 计算次优能量采集时隙占比和感知信道总数目的流程图

5 最优解与次优解的仿真结果及分析

对于能量采集功率、频谱感知时间和能源代价几个参数变化时,最优能量采集时隙占比和频谱传感规则对应的最优解和次最优解,本节用数值方法进行研究。设每个许可信道拥有 1MHz 的带宽,链路频谱效率单位为 bit/s/MHz。

5.1 最优解决方案

对于最初公式(2)中随机的二叉规则树问题,使用最优预期的感知信道数目(即预期最佳规则树

的深度)来评估频谱感知规则,由下式给出:

$$\bar{N}(\rho^*, U^*(\rho^*)) = \sum_{i \in S^*(\rho^*)} P^{A_i^*(\rho^*)} (1 - P)^{D_i^*(\rho^*) - A_i^*(\rho^*)} D_i^*(\rho^*) \quad (15)$$

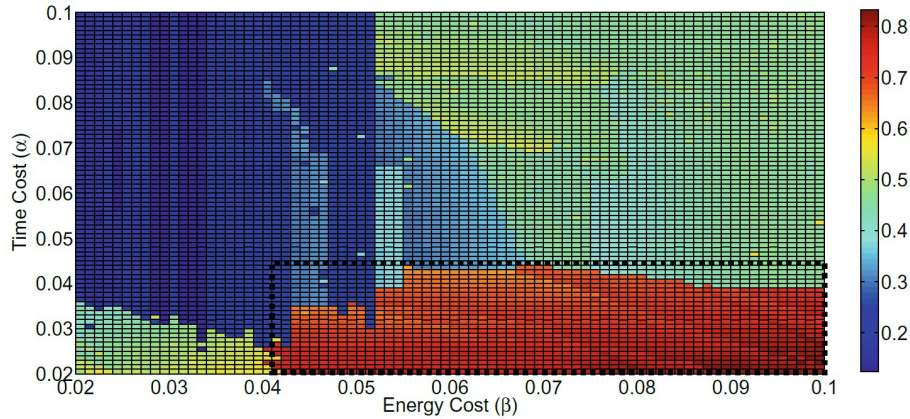


图6 最优能量采集时隙占比与时间和能耗代价的关系

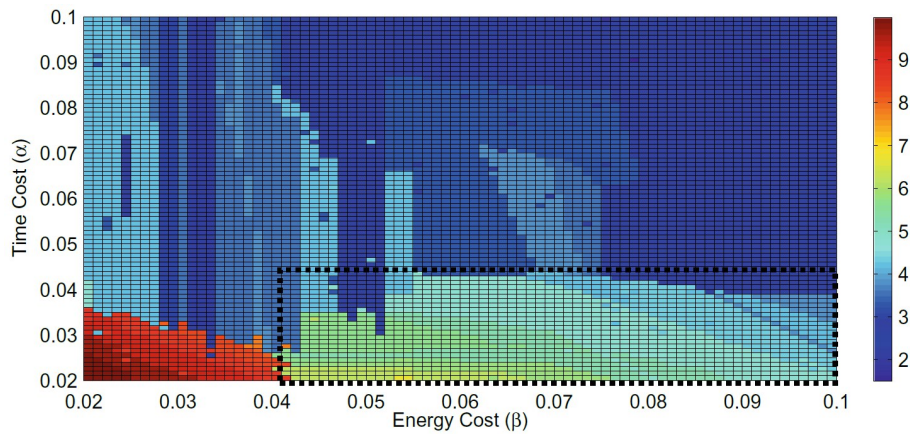


图7 最佳预期感知信道数量和时间和能耗代价的关系

图6和图7分别给出了最佳能量采集时隙占比 ρ^* 及期望感知信道数 \bar{N} 随不同的信道感知时间 α 和能量代价 β ($X=10$ 和 $P=0.5$),可以看出,两图中都普遍存在

时间或能量代价略有变化对最佳能量采集时隙占比或最佳频谱感知规则没有显著影响的区域^[24],如同中虚线内矩形区域。

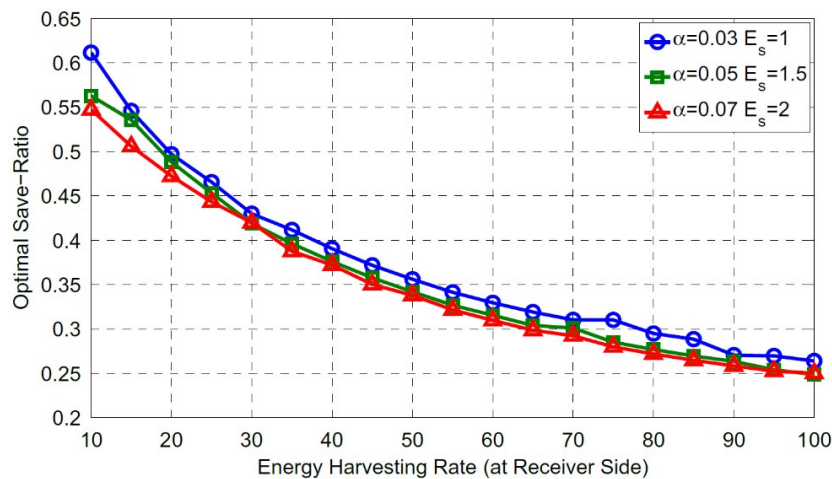


图8 最佳能量采集时隙占比与能量采集功率

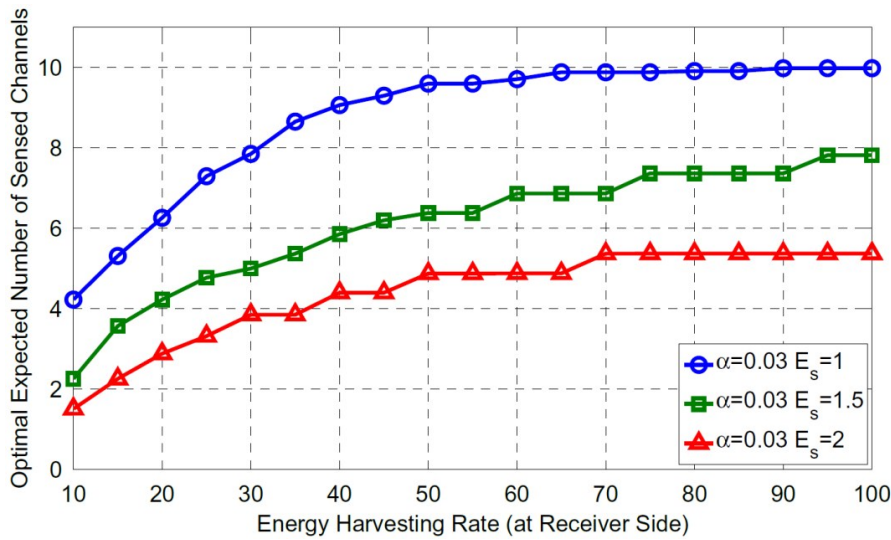


图9 期望最佳感知信道数目与能量采集功率

图8和图9显示了不同的能量采集功率下可感知最佳能量采集时隙占比和预期信道数($T=1, P=0.5$), 能量采集功率越大, 能量采集所用时间越少, 则留给频谱感知和数据传输的时间更多。与此同时, 随着能量采集功率的提升, 最佳频谱感知规则树的路径深度越深, 这就意味着每次都有足够的能量感知更多的信道。

5.2 次优解决方案

对于改变后的各路径补充完整的二进制规则树, 如图10和图11($X=10$)所示, 不同时间和能量代价下的次

优能量采集时隙占比和感知信道总数。图中看出, 为获得克服频谱感知的更高时间成本并提高期望链路频谱效率, 需要先获得足够的能量, 随着能耗的增加, SUs的更佳策略就要用更高的时间占比来收集能源。而随着时间成本的增加, 又倾向于用较短的时间收集能量, 以确保有足够的进行频谱感知和数据传输。同时, 频谱感知的时间和能量成本越高, 可被感知的信道也越少, 而足够的时间才能保证正常的的数据传输, 以提高链路频谱效率。对于一个有限 N 个授权信道的实际CR系统, 要感知的信道的最优数的上界是 N_u , 根据公式(14), 次优的能量采集时隙占比也有上限。

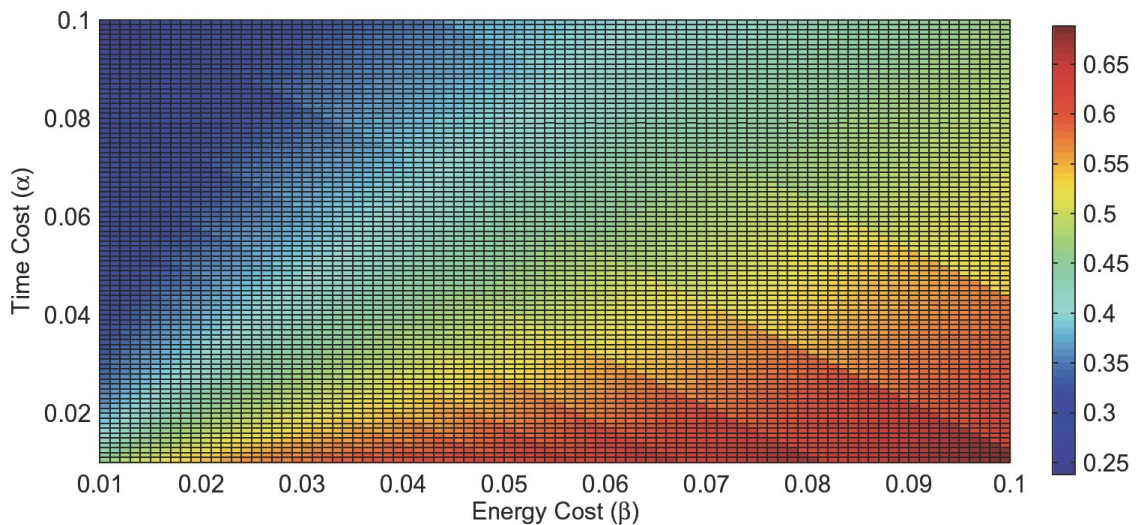


图10 次优能量采集时隙占比与时间和能耗的关系

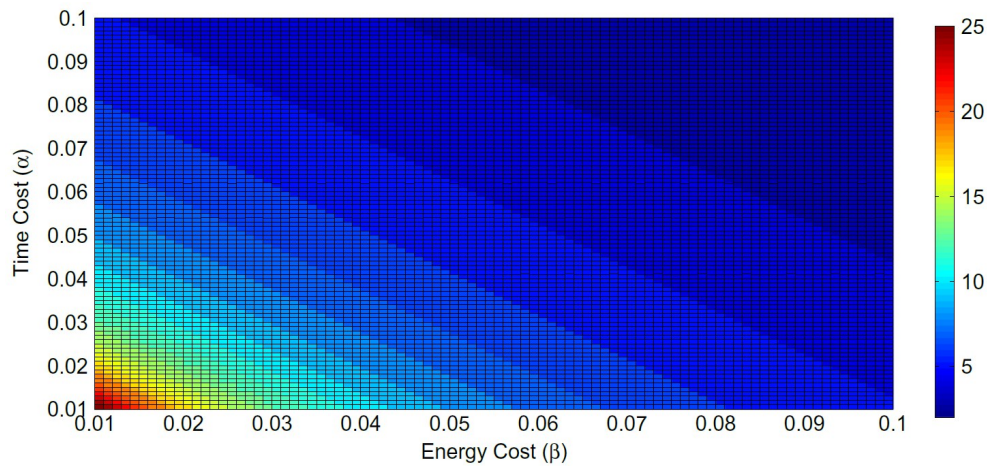
图11 次优信道感知数量与 N 时间和能耗的关系

图12和图13分别显示了不同能量采集功率下的次优能量采集时隙占比和次优信道感知总数($T=1, T_s=0.02, E_s=1$), 能量采集功率越大, 能量采集所需的时间越少(包括全局最优方案和次优解决方案), 这样就有更多的时间用于频谱传感和数据传输。同时, 随着能源采集率的增加, 也能感知更多的可用信道(包括全局最优方案和次优解决方案)。由于将全局最优信

道数取整运算, 图12和图13中最佳能量采集时隙占比和能量代价及能量采集功率曲线呈“之字形”。其中虚线描述了一种全局次优解决方案的收敛趋势, 随着能量采集功率的增长, 局部的次优储能方案收敛于全局次优方案(如图10所示)。在这个意义上, 从系统设计的角度来看, 全局次优能量采集时隙占比方案适用于具有高效能量采集的CR系统。

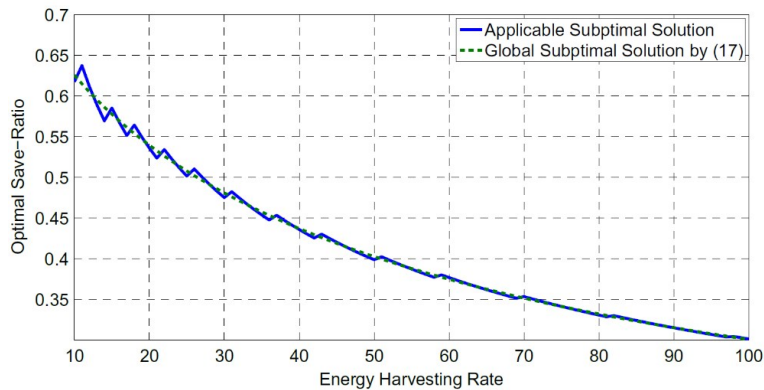


图12 次优能量采集时隙占比和能量采集功率对比

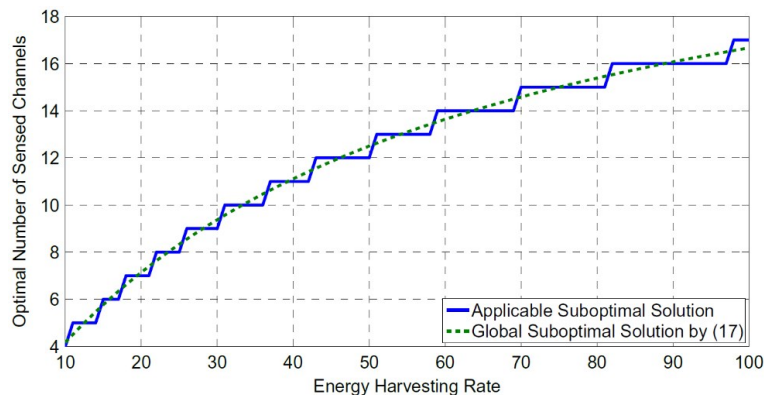


图13 次优信道感知总数与能量采集功率的关系

6 性能评估

本节根据公式(14)和仿真平均链路频谱效率先研究PLOC和次优解决方案的性能,然后将次优解决方案与一个将能量采集时隙占比与频谱感知规则分开优化的基本方案进行比较。构建一个具有10个授权信道的CR系统,通过生成随机获得可用信道的不同概率 P 的10个授权信道的各100个状态样本,每个时隙中将能量采集功率随每个状态样本随机变化,其服从 δ -分布。

6.1 最优和次优解决方案的性能比较

如图14所示,分别用最优和次优解决方案评估理论上的期望能量采集功率,通过方程式(2)和

(11)中的公式计算最优和次优解的理论期望能量采集功率($E[X]=10$),可以看出,随着感知时间和能量成本的增加,最优解决方案略微优于次优解决方案,数据吞吐量的相对性能却随着获得可用信道的概率增加而缩小。这种对比变化原因在于,虽然最优和次优解都收敛到逐一检测所有授权信道的方案,但获得可用信道的概率信息与最优解有关,而与次优解无关。这可以通过比较图6和图7来印证,而图10和11显示了次优解决方案往往具有较低的能量采集时隙占比和较高的期望感知信道总数。类似地,图8和图9显示了次优方案虽然获得的能量较少却能够将大部分能耗用于信道感知,在概率上SUs能够获得更多的可用信道,使得次优方案的吞吐量接近最优方案。

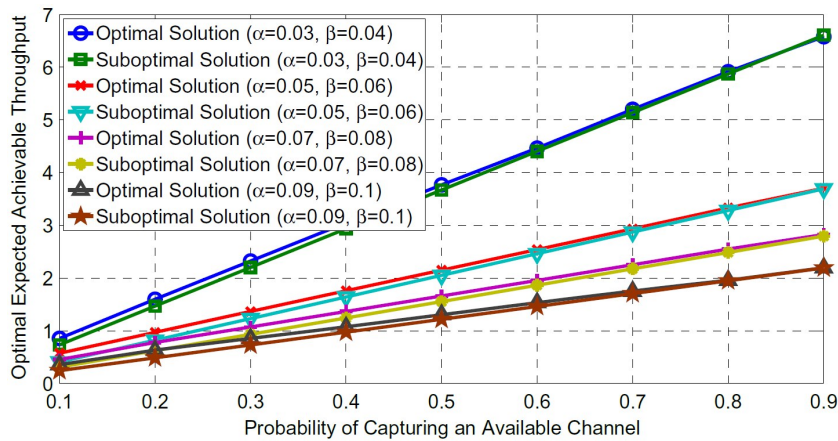


图14 理论上可达到的吞吐量与授权信道的空闲概率

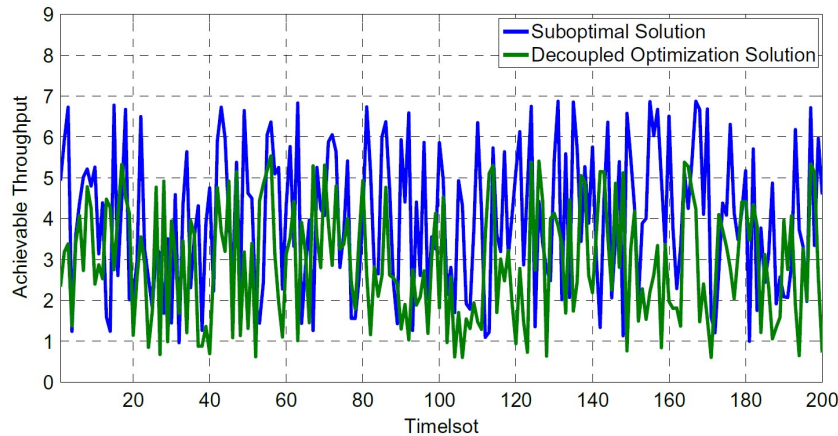


图15 在200个时隙内,通信速率监测和解耦的优化方案

这意味着,在选择两个解决方案时应该在性能和计算复杂性之间进行权衡:对于一个具有较强计算能力的面向性能的CR系统,最优方案更可取;对于计算

能力较低(如认知无线传感器网络)的能量受限的CR系统,低复杂度的次优解决方案更加适用。

对最优与次优解再进行1000个感知共享的状态

样本进行仿真分析,平均可实现吞吐量的结果与图15中的理论结果基本一致,即二者效果相当。

6.2 与参数解耦分别优化的性能比较

将次优解决方案与具有200个仿真时隙的最优解决方案进行比较,其中能量采集和频谱感知的优化彼此独立,首先根据^[29]中的分析结果优化能量采集时隙占比,然后通过^[10]中的最优停止解决方案优化剩余时间段的频谱感知规则。使用次优解决方案和解耦优化解决方案在整个200个时隙上实现的信道数据传输总量的仿真结果如图15所示($\alpha=0.03, \beta=0.03$ 和 $E[X]=10$)。

可见,对于60%以上的感知共享过程,次优解决方案优于解耦优化解决方案,有近40%次优解决方案

的吞吐量低于解耦优化解决方案,但整体上次优方案的均值更高。这是因为公式(11)的目标是最大化SUs的期望链路频谱效率(在一个时间段内的平均值),而不是每次均优于解耦最优方案。

图16显示了具有不同能量采集功率 $E[X]$ 的两种解决方案的平均链路频谱吞吐量(其他系统参数保持不变),显然,能量采集功率 $E[X]$ 越大,平均链路频谱吞吐量越高。两种解决方案都可以更好地利用所收集的能量,相对于能量采集功率均近似于的平均链路能量采集功率。更重要的是,替代的标准二叉树规则树解决方案总体上优于所有将能量采集功率参数设置独立的优化解决方案,这表明能量收集和频谱感知的联合优化方案实现了比解耦独立优化更好的性能。

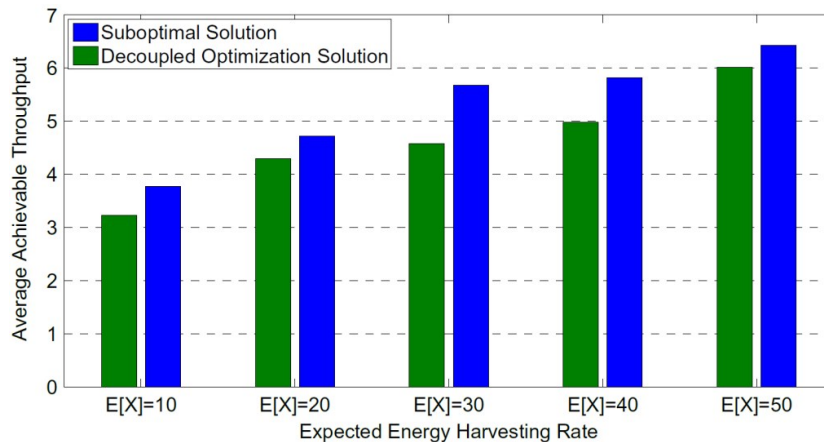


图16 不同能量采集功率的次优和解耦优化解决方案的均方值

7 小结

为了更加合理利用授权频带空闲时间的频谱资源,本文利用认知无线电的频谱感知等关键技术对无线信道进行基于能效的收集和监测,给出优化频谱子信道分配和功率分配的策略和方案,从而在保障主用户PUs服务质量的基础上借用给次级用户SUs以提升频谱利用效率。首先,构建了基于时隙和能量的频谱分配模型,将期望通信速率的优化问题转化为POSP问题。由于无线信道占用的时变性以及主用户活动规律的随机性,本文利用频谱感知以及信令交互过程中的能量效率可用间接反映系统频谱效率特点,提出了基于能量采集功率最优的自适应动态优化方法。为了提升计算效率、节省计算能耗、减少计算复杂度,利用上一次感知优化的结果作为下一次感知的规则树,形成了基于静态公式化的方案来对信道共享

进行预期规划,推导出了最优采集能量与感知计算消耗能量的平衡规则和可用信道的动态调整规则,得到了更高效的频谱资源分配算法和最佳的能量管理策略。与在各区间跳转以避免陷入局部区间并最终趋于全局最优解的SAA算法相比,该算法在接近动态全局最优算法效果的同时降低了计算周期、减小了对信道的占用时间,减少了计算能耗。实验结果表明,该静态次优方案在性能接近自适应计算的全局动态最优方案,特别是在获得可用信道的概率较低、时隙小、计算能耗较高的苛刻条件下,简洁高效的静态次优方案明显优于全局动态优化的最优方案。

参考文献 (References) :

- [1] A Jovicic and P Viswanath. Cognitive Radio: An Information-Theoretic Perspective[J]. in IEEE Transactions on Information Theory, 2009, 55(9): 3945-3958..

- [2] D Hasenfratz, A Meier, C Moser, J Chen and L Thiele. Analysis, Comparison, and Optimization of Routing Protocols for Energy Harvesting Wireless Sensor Networks[A]. 2010 IEEE International Conference on Sensor Networks, Ubiquitous, and Trustworthy Computing [C]. Newport Beach, CA, 2010. 19-26.
- [3] M Y Naderi, P Nintanavongsa and K R Chowdhury. RF-MAC: A Medium Access Control Protocol for Re-Chargeable Sensor Networks Powered by Wireless Energy Harvesting [J]. in IEEE Transactions on Wireless Communications, 2014, 13(7):3926-3937..
- [4] S Park and D Hong. Optimal Spectrum Access for Energy Harvesting Cognitive Radio Networks[J]. in IEEE Transactions on Wireless Communications, 2013, 12(12): 6166-6179..
- [5] M Kyryk and V Yanyshyn. Proactive spectrum handoff performance evaluation model for Cognitive Radio[A]. 2016 Third International Scientific-Practical Conference Problems of Infocommunications Science and Technology (PIC S&T)[C]. Kharkiv, 2016. 18-20.
- [6] K Tutuncuoglu, O Ozel, A Yener and S Ulukus. Binary energy harvesting channel with finite energy storage [A]. 2013 IEEE International Symposium on Information Theory[C]. Istanbul, 2013. 1591-1595.
- [7] T Yucek and H Arslan. A survey of spectrum sensing algorithms for cognitive radio applications [J]. in IEEE Communications Surveys & Tutorials., 2009, 11(1):116-130.
- [8] J Yang and S Ulukus. Optimal Packet Scheduling in an Energy Harvesting Communication System [J]. in IEEE Transactions on Communications, 2012, 60(1): 220-230..
- [9] K. Tutuncuoglu and A. Yener, "Optimum Transmission Policies for Battery Limited Energy Harvesting Nodes, " in IEEE Transactions on Wireless Communications, vol. 11, no. 3, pp. 1180-1189, March 2012.
- [10] J Jia, Q Zhang and X S Shen. HC-MAC: A Hardware-Constrained Cognitive MAC for Efficient Spectrum Management[J]. in IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2008, 26(1):106-117.
- [11] F Iannello, O Simeone and U Spagnolini. Medium Access Control Protocols for Wireless Sensor Networks with Energy Harvesting [J]. in IEEE Transactions on Communications, 2012, 60(5):1381-1389..
- [12] F Iannello, O Simeone, P Popovski and U Spagnolini. Energy group-based dynamic framed ALOHA for wireless networks with energy harvesting[A]. 2012 46th Annual Conference on Information Sciences and Systems (CISS)[C]. Princeton, NJ, 2012. 1-6.
- [13] F Iannello, O Simeone and U Spagnolini. Dynamic Framed-ALOHA for Energy-Constrained Wireless Sensor Networks with Energy Harvesting[A]. 2010 IEEE Global Telecommunications Conference GLOBECOM 2010 [C]. Miami, FL, 2010. 1-6.
- [14] F Iannello, O Simeone and U Spagnolini. Medium Access Control Protocols for Wireless Sensor Networks with Energy Harvesting [J]. in IEEE Transactions on Communications, 2012, 60(5): 1381-1389.
- [15] N Michelusi, L Badia, R Carli, L Corradini and M Zorzi. Energy Management Policies for Harvesting-Based Wireless Sensor Devices with Battery Degradation[J]. in IEEE Transactions on Communications, 2013, 61(12):4934-4947.
- [16] S Lee, R Zhang and K Huang. Opportunistic Wireless Energy Harvesting in Cognitive Radio Networks [J]. in IEEE Transactions on Wireless Communications, 2013, 12(9): 4788-4799.
- [17] D T Hoang, D Niyato, P Wang and D I Kim. Opportunistic Channel Access and RF Energy Harvesting in Cognitive Radio Networks[J]. in IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2014, 32(11): 2039-2052.
- [18] T Guenkova-Luy, A J Kassler and D Mandato. End-to-end quality-of-service coordination for mobile multimedia applications [J]. in IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2004, 22(5): 889-903.
- [19] S Park and D Hong. Optimal Spectrum Access for Energy Harvesting Cognitive Radio Networks[J]. in IEEE Transactions on Wireless Communications, 2013, 12(12): 6166-6179, December.
- [20] S Park and D Hong. Achievable Throughput of Energy Harvesting Cognitive Radio Networks [J]. in IEEE Transactions on Wireless Communications, 2014, 13(2): 1010-1022.
- [21] Zhicai Zhang, Haijun Zhang, Hui Liu, et al. Energy-efficient resource optimization in spectrum sharing two-tier femto-cell networks[A]. 2013 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC), Budapest, 2013. 571-575.
- [22] 李东. 认知无线电系统中的频谱共享技术研究[D]. 广州: 中山大学, 2010.
- [23] S Luo, R Zhang and T J Lim. Optimal Save-Then-Transmit Protocol for Energy Harvesting Wireless Transmitters [J]. in IEEE Transactions on Wireless Communications, 2013, 12(3): 1196-1207.
- [24] Boyd S, & Vandenberghe L. Convex Optimization [M]. New York: Cambridge University Press, 2004.
- [25] N Metropolis and R L Ashenurst. Significant Digit Com-

- puter Arithmetic [J]. in IRE Transactions on Electronic Computers, 1958, EC-7(4): 265-267.
- [26] The Monte Carlo Method in Statistical Physics [M]. New York: Springer Verlag, 1978.
- [27] M P Vecchi and S Kirkpatrick. Global Wiring by Simulated Annealing [J]. in IEEE Transactions on Computer-Aided Design of Integrated Circuits and Systems, 1983, 2(4): 215-222.
- [28] Y Liang, Y Zeng, E C Y Peh, et al. Sensing-Throughput Tradeoff for Cognitive Radio Networks [J]. in IEEE Transactions on Wireless Communications, 2008, 7(4): 1326-1337..
- [29] Sixing Yin, Erqing Zhang, Ji Li, et al. Throughput optimization for self-powered wireless communications with variable energy harvesting rate [A] 2013 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC), Shanghai, 2013. 830-835.

编辑:龙学锋,李树锋

(上接第7页)

bernetes 发行版。

ONAP: 开放网络自动化平台 (ONAP-Open Network Automation Platform) 是一种开放源代码计划, 它是通过结合 AT&T 的增强型控制, 协调, 管理和策略 (ECOMP-Enhanced Control, Orchestration, Management & Policy) 和 Linux Foundation 的开放编排 Open-O (Open Orchestrator) 项目来协调构成他们服务和组件的生命周期。

Open Source MANO (OSM): 开源 MANO 是 ETSI 主持的项目, 用于开发包含服务编排在内的编排堆栈, 并与 ETSI NFV 标准紧密配合。OSM 始于 Telefonica, 并基于 Telefonica 的 OpenMANO 计划。OSM 代表了 ONAP 的另一种服务编排方法, 通常被认为比 ONAP 更小, 更简单。

3. 结论

媒体融合技术发展之快, 涉及面之广, 融合交叉之复杂超乎想象。本文对媒体融合技术的相关标准进行了介绍, 包括标准制定机构、标准制定流程、标准主要内容等, 为相关技术研发、标准制定、技术应用等提供参考。

参考文献 (References):

- [1] Anttonen Antti, Ruuska Pekka, Kiviranta Markku. 3GPP nonterrestrial networks [Z]. VTT Technical Research Cen-

tre of Finland, 201901.

- [2] ETSI Deliverables [Z/OL]. <https://portal.etsi.org/Resources/Standards-Making-Process/ETSI-Deliverables>.
- [3] Specification Numbering [S/OL]. <https://www.3gpp.org/specifications/specification-numbering>.
- [4] ISO/IEC 23000-13: 2017 Information technology -Multimedia application format (MPEG-A) — Part 13: Augmented reality application format [S/OL]. <https://www.iso.org/standard/69465.html>.
- [5] ISO/IEC 18039: 2019 Information technology — Computer graphics, image processing and environmental data representation — Mixed and augmented reality (MAR) reference model [S/OL]. <https://www.iso.org/standard/30824.html>.
- [6] OGC® Augmented Reality Markup Language 2.0 (ARML 2.0) [S/OL]. <https://www.opengeospatial.org/standards/arml>.
- [7] Tag Archives: webxr [S/OL]. <https://www.w3.org/blog/tags/webxr>.
- [8] Industry Specification Group (ISG) on Multi-access Edge Computing (MEC) [S/OL]. <https://www.etsi.org/committee/1425-mec>.
- [9] Dario Sabella, et al. Edge Computing: from standard to actual infrastructure deployment and software development [Z/OL]. Intel, 2019, <https://networkbuilders.intel.com/solution-library/edge-computing-from-standard-to-actual-infrastructure-deployment-and-software-development>.

编辑:王谦,王雨田