

能量采集认知无线电的量子蝙蝠最优合作策略

高洪元, 杜亚男, 张世铂, 刘丹丹

(哈尔滨工程大学信息与通信工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘 要: 为了减少 5G 网络中认知中继无线通信系统的能量消耗并提高网络的频谱利用, 在无线能量采集认知中继无线电系统中设计最优合作策略。针对所提最优合作策略, 推导出次用户的最大吞吐量方程和中断概率。基于量子计算和蝙蝠算法的优化机制设计的量子蝙蝠优化算法可有效求解所推导的最大吞吐量方程, 同时获得能量和信息合作传输的最优方案。仿真结果表明, 所设计的最优合作策略不仅可以满足主用户的信息传输需求, 还可以实现次用户系统的能量自供应, 并提升次用户的通信质量, 针对不同的仿真场景, 所提策略性能均优于已有认知中继无线电合作策略的性能。

关键词: 认知中继无线电; 能量采集; 合作策略; 量子蝙蝠算法; 5G 网络

中图分类号: TN914.34

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-436x.2018149

Optimal cooperative strategy based on quantum bat for cognitive radio of energy harvesting

GAO Hongyuan, DU Yanan, ZHANG Shibo, LIU Dandan

College of Information and Communication Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China

Abstract: In order to reduce energy consumption and improve spectral efficiency of the cognitive relay wireless communication system in 5G network, an optimal cooperative transmission strategy of information and energy was designed for cognitive relay radio with wireless energy harvesting. For the proposed optimal cooperative strategy, the maximal throughput formula and outage probability of secondary user were deduced. In order to resolve the derived maximum throughput equation, a quantum bat algorithm which was based on the optimization mechanism of quantum computing and bat algorithm was designed to solve the deduced equation, and the optimal cooperative transmission scheme for information and energy could be obtained. Simulation results show that the proposed optimal cooperative strategy not only can meet the information transfer demand of primary user, but also can realize the energy self-supply of the secondary user system and improve the communication quality of the secondary user. The proposed optimal cooperative strategy has a better performance than the cooperative strategy of existing cognitive relay radio for different simulation scenarios.

Key words: cognitive relay radio, energy harvesting, cooperative strategy, quantum bat algorithm, 5G network

1 引言

随着无线通信应用技术的快速发展, 5G 通信网络必然面对一些挑战, 比如频谱共享和能源短

缺, 因此认知无线电技术^[1]和能量采集技术^[2]受到 5G 通信领域的广泛关注。相比于传统的通信系统, 能量采集系统能够从周围环境中采集能量^[3-4], 为能量受限的通信系统提供新的能源供应方式^[5]。随着

收稿日期: 2018-04-23; 修回日期: 2018-08-30

通信作者: 高洪元, gaohongyuan@hrbeu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61571149); 中国博士后基金特别资助项目 (No.2015T80325)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.61571149), The Special China Postdoctoral Science Foundation (No.2015T80325)

无线设备和服务的增加，频谱效率的改进已是重要的难题^[6-7]，认知无线电是解决该难题的一个有效技术^[8]，但认知无线电需要较多的能量去完成其特有的功能^[9]。因此，可更新能量的能量采集认知无线电系统在利用接收到的信号自供应能量的同时，还可有效利用频谱资源，这成为当前研究的热点。

如何使认知无线电在采集能量和有效利用频谱效率的同时，尽可能多地为次用户提供通信机会和增大吞吐量成为当前急需解决的问题。合作通信^[10]和中继通信^[11-12]是认知无线电当前研究的热点^[13]，主用户和次用户可以积极地合作进而寻找机会来更有效地进行数据传输。

在合作认知无线电系统中，当主用户繁忙时，次用户可以作为中继去提高主用户的传输能力，进而提高次用户的传输机会。然而现存的合作通信很少能把信息传输与能量采集很好地结合起来^[14]。基于此，文献[15]提出了一种信息和能量协同传输的认知无线电中继系统，次用户在采集能量的同时进行信息传输，但该方法在中继传输的同时没有考虑次用户对主用户的信号进行能量采集，故可进一步发展。

本文深入研究了 5G 网络中的认知中继无线电系统，提出新的时隙结构和最优合作策略，综合考虑能量采集、频谱利用和系统吞吐量最大化，主要贡献如下。

1) 提出能量采集认知中继无线电系统的时隙结构和最优合作方案，推导出次用户的最大吞吐量方程和次用户的中断概率。

2) 基于量子机制和蝙蝠算法，设计量子蝙蝠算法实现合作认知中继无线电的合作方案，可以保证在满足主用户数据传输的同时，最大化次用户的吞吐量。

3) 仿真结果不仅给出了系统性能与系统参数之间的关系，还与现有的认知中继无线电合作策略进行对比，证明了所提方法具有更好的吞吐量性能、较易理解的实现方式和更广泛的应用前景。

2 能量采集认知中继无线电系统模型

2.1 合作认知中继无线电系统模型

由主用户和次用户组成的合作认知中继无线电系统如图 1 所示。其中，主用户包括主用户发射机 (PT, primary transmitter) 和主用户接收机 (PR, primary receiver)，次用户包括次用户发射机 (ST, secondary transmitter) 和次用户接收机 (SR, sec-

ondary receiver)。主用户可以在任何时刻通过其授权信道对其存储在缓存中确定数量的数据进行传输。在每个时隙，主用户先使用授权信道去传输它的数据，当其数据传输完成后，主用户停止传输数据，其授权信道此时状态为空闲。在不影响主用户的前提下，次用户此时可以利用主用户空闲的授权信道进行数据传输。根据需要，次用户可作为协作中继帮助主用户快速传输数据。此外，次用户在每个时隙分出部分时间进行能量采集以协助其信息传输，因此次用户不需要专门的能量供应设备。

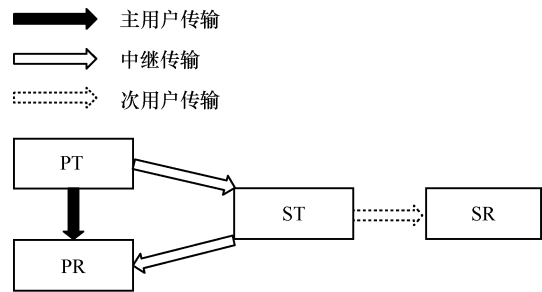


图 1 合作认知中继无线电系统示意

在该认知中继无线电系统中，当主用户使用授权信道时，次用户是没有权利使用授权信道去传输数据的，只有当信道被主用户空出时，次用户才可使用。在新的合作策略里，主用户不仅可以自己直接传输数据，还可以让次用户充当主用户的中继加速主用户的数据传输，从而在每个时隙挤出更多的时间来传输自己的数据。主用户的瞬时非合作传输速率为 $R_p = \text{lb}(1 + \gamma_p)$ ，其中， γ_p 为主用户链路在主用户发射机与接收机间的信噪比。主用户的瞬时合作传输率为

$$R_c = \frac{1}{2} \min \{ \text{lb}(1 + \gamma_s), \text{lb}(1 + \gamma_p + w_s \lambda_p) \} \quad (1)$$

其中， γ_s 为 PT 到 ST 链路的信噪比， w_s 为次用户在充当主用户中继过程中所分配的功率， λ_p 为 ST 到 PR 的传输信道功率增益与噪声功率的比值。

2.2 最优合作策略

在每个时隙中，次用户可以从周围环境中采集信号能量，以协助主用户的数据传输并完成自己的数据传输过程。最优认知中继无线电系统的时隙合作模式如图 2 所示。其中， T 为一个时隙的长度， ρ_1 为次用户在一个时隙非合作数据传输时进行能量采集的时间比率， c_1 为合作数据中继传输 2 个过程中每个过程的时间比率，次用户在此过程有一定

时间进行能量采集。针对最优认知中继无线电的时隙合作模式，如果次用户用较多时间进行能量采集，则会剩余较少的时间传输次用户的数据，这对次用户吞吐量有一定的不利影响。

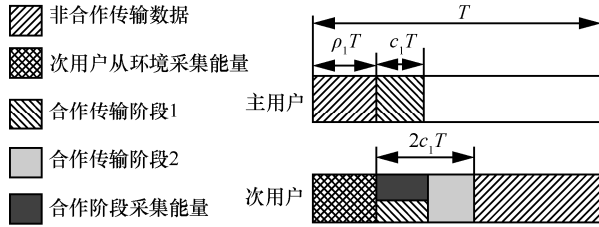


图 2 认知中继无线电系统的时隙划分

由图 2 可知，每个时隙均被划分为 3 个阶段，每个阶段主用户和次用户的具体工作过程如下。

1) 时隙第一阶段 $(0, \rho_1 T]$ 。主用户进行非合作数据传输，此时次用户从周围射频信号中采集能量，此阶段可称为主用户非合作传输信息阶段。若次用户的能量采集率为 X_s ，则其在此阶段可采集的能量为 $X_s \rho_1 T$ 。整个时隙主用户需传输的信息量为 Q_p ，若主用户的数据传输速率为 R_p ，在非合作传输阶段，主用户可传输 $R_p \rho_1 T$ 的数据，剩余 $Q_p - R_p \rho_1 T$ 的数据留在主用户的缓存中。

2) 时隙第二阶段 $(\rho_1 T, (\rho_1 + 2c_1) T]$ 。合作通信的持续时间为 $2c_1 T = \frac{Q_p - R_p \rho_1 T}{R_c}$ ，次用户在此阶段充当主用户中继以加快主用户数据传输速度。当 $c_1 > 0$ 时， $\rho_1 < \frac{Q_p}{R_p T}$ ；当 $c_1 = 0$ 时， $\rho_1 = \frac{Q_p}{R_p T}$ ，主用户

在非合作阶段即可完成其数据传输，不需要次用户合作传输信息。次用户在充当主用户中继过程中消耗 $2c_1 T w_s$ 能量，其剩余能量可以表示为 $X_s \rho_1 T + X_{sp} c_1 T - 2c_1 T w_s$ ，其中， X_{sp} 是合作阶段的能量采集率。在合作传输的前半段过程 $(\rho_1 T, (\rho_1 + c_1) T]$ 中，采用时分技术和译码转发 (DF, decode-and-forward) [15] 方式，主用户进行数据传输并将数据发送到主用户接收机和次用户发射机，次用户接收信息的同时进行能量采集。在合作传输的后半段过程 $((\rho_1 + c_1) T, (\rho_1 + 2c_1) T]$ 中，次用户将前半段过程接收到的主用户数据发送到主用户接收机。

3) 时隙第三阶段 $((\rho_1 + 2c_1) T, T]$ 。此时，主用户已经完成自身的数据传输，授权信道被主用户空出，次用户开始传输它自己的数据。由于每一时隙

次用户采集的能量在该时隙会被耗尽，因此 $X_s \rho_1 T + X_{sp} c_1 T - 2c_1 T w_s$ 的能量被次用户用于自己的数据传输。对于所提出的最优合作策略，在完成能量采集的同时，次用户需要决策协助主用户信息传输的能量分配。显然，若次用户较多的能量用于协助主用户传输信息，则次用户可以获得更多的时间传输自己的数据，但剩余较少的能量会对次用户的吞吐量产生不利影响。

2.3 吞吐量方程

针对图 2 的最优时隙合作模式，次用户的吞吐量方程为

$$R_s(\rho_1, w_s) = (1 - \rho_1 - 2c_1) \text{lb} \left[1 + \frac{(X_s \rho_1 + X_{sp} c_1 - 2c_1 w_s) \lambda_s}{1 - \rho_1 - 2c_1} \right] \quad (2)$$

其中， λ_s 为 ST 到 SR 的传输信道功率增益与噪声功率的比值。为获得合作通信的最大吞吐量，需联合优化 ρ_1 和 w_s ，将其转化为如下有约束的优化方程，即

$$\begin{aligned} & \max_{\rho_1, w_s} R_s(\rho_1, w_s) \\ & \text{s.t.} \quad 1 - \rho_1 - 2c_1 > 0, X_s \rho_1 + X_{sp} c_1 - 2c_1 w_s \geq 0, \\ & \quad w_s \geq 0, \frac{Q_p}{R_p T} \geq \rho_1 \geq 0 \end{aligned} \quad (3)$$

其中，式(3)的第一个约束确保合作传输时间不大于次用户能量采集后剩下的时间；第二个约束确保次用户采集的能量不小于合作传输过程中次用户消耗的能量；第三个约束为功率约束，保证合作传输过程中次用户传输功率不小于 0；第四个约束为时间约束，保证合作传输过程的时间不小于 0 且有上限。

2.4 中断概率分析

无线能量采集认知中继系统的中断概率是指系统传输速率超过系统瞬时信道容量的概率，反映了无差错传输性能，是系统性能的重要考核指标。在本系统模型中，假设次用户的目标吞吐量为 $R_{s, \text{tar}}$ ，则系统的中断概率可以表示为

$$\begin{aligned} P_{s, \text{out}} &= \Pr\{R_s < R_{s, \text{tar}}\} \\ &= \Pr\{(1 - \rho_1 - 2c_1) \text{lb} \left(1 + \frac{(X_s \rho_1 + X_{sp} c_1 - 2c_1 w_s) \lambda_s}{1 - \rho_1 - 2c_1} \right) < R_{s, \text{tar}}\} \end{aligned} \quad (4)$$

在瑞利衰落信道条件下，中断概率可以表示为

$$P_{s, \text{out}} = \Pr\{R_s < R_{s, \text{tar}}\} = \Pr\{\lambda_s < \lambda_{s, \text{tar}}\} \quad (5)$$

其中, $\lambda_{s,\text{tar}} = \frac{R_{s,\text{tar}}}{(2^{1-\rho_1-2c_1}-1)(1-\rho_1-2c_1)}$ 。因为瑞利信道中 λ_s 服从指数分布^[16], 设其服从的参数为

$\psi = \frac{1}{\sigma_s^2}$, 所以次用户中断概率可以表示为 $P_{s,\text{out}} =$

$$\Pr\{R_s < R_{s,\text{tar}}\} = 1 - \exp\left(-\frac{\lambda_{s,\text{tar}}}{\sigma_s^2}\right).$$

3 基于量子蝙蝠算法的认知中继无线电合作策略

获得每个时隙次用户的最大吞吐量是一个有约束的连续优化问题, 可以使用智能优化算法来求解。近年来, 拟态物理学优化^[17]和量子细菌觅食算法^[18]等智能优化算法在认知无线电中得到了广泛应用, 通过改进移植可用于求解所推导的吞吐量方程。对于所提出的优化问题, 由于待优化变量的定义域相差过大, 因此传统的连续优化算法很难快速求得高精度结果。为了能够更好地求解所推导的吞吐量方程, 通过结合量子演化理论^[19]和传统蝙蝠算法^[20]的定位机理, 利用量子蝙蝠算法对所优化的问题进行求解。

3.1 量子蝙蝠算法

在量子蝙蝠群体中, 有 h 只量子蝙蝠。第 i ($i=1,2,\dots,h$) 只量子蝙蝠在第 t 次迭代的量子位置可以表示为

$$x_i^t = [x_{i1}^t, x_{i2}^t, \dots, x_{iD}^t] \quad (6)$$

其中, $x_{id}^t = [\alpha_{id}^t, \beta_{id}^t]^T$, $(\alpha_{id}^t)^2 + (\beta_{id}^t)^2 = 1$, $d=1,2,\dots,D$, $\beta_{id}^t = \sqrt{1 - (\alpha_{id}^t)^2}$ 为主量子位, $0 \leq \alpha_{id}^t \leq 1$ 为辅助量子位。通过对主量子位进行映射, 可以获得量子蝙蝠的位置。对于第 i 只量子蝙蝠, 定义其速度为 $v_i^t = [v_{i1}^t, v_{i2}^t, \dots, v_{iD}^t]$ 。使用 $b_i^t = [b_{i1}^t, b_{i2}^t, \dots, b_{iD}^t]$ 存储量子蝙蝠算法到第 t 代为止所找到的最优量子位置, 其中, $b_{id}^t = [\alpha_{id}^t, \beta_{id}^t]^T$, $d=1,2,\dots,D$ 。量子蝙蝠算法模拟量子蝙蝠在觅食行为中的脉冲发射率、频率和响度, 通过调整频率并使用所设计的量子旋转门定位策略, 使整个量子蝙蝠群中每只量子蝙蝠更新自身的量子位置并向觅食的最优位置演化, 定位目标。

每只量子蝙蝠都可根据所设计的 2 种量子演进策略进行量子位置的更新。一种是通过量子蝙蝠自身的量子位置向全局最优量子位置和群体经验学

习进行更新; 另一种是通过全局最优量子位置, 使量子蝙蝠向全局最优量子位置方向演进或对全局最优量子位置周边进行搜索。

对于量子蝙蝠群体中第 i 只量子蝙蝠, 其频率和速度演进规则为

$$f_i^{t+1} = f_{\min} + (f_{\max} - f_{\min})u_i \quad (7)$$

$$v_{id}^{t+1} = v_{id}^t + (\beta_{id}^t - \beta_{bd}^t)f_i^{t+1} \quad (8)$$

其中, $d=1,2,\dots,D$, f_{\max} 和 f_{\min} 分别为频率的上界和下界, u_i 为 $[-1, 1]$ 之间的均匀随机数, f_i^{t+1} 为第 i 只量子蝙蝠的频率。

第 i 只量子蝙蝠的第 d 维量子位可以根据其速度使用量子旋转门进行演进, 演进规则为

$$x_{id}^{t+1} = \text{abs}\left(\begin{bmatrix} \cos(v_{id}^{t+1}) & -\sin(v_{id}^{t+1}) \\ \sin(v_{id}^{t+1}) & \cos(v_{id}^{t+1}) \end{bmatrix} x_{id}^t\right) \quad (9)$$

其中, $d=1,2,\dots,D$, $\text{abs}()$ 为确保量子位的每个值始终属于 $[0, 1]$ 的绝对值函数。为了保证每只量子蝙蝠的量子位置不退化, 使用贪婪选择原理。若 x_i^t 的适应度大于 x_i^{t+1} , 则 $x_i^{t+1} = x_i^t$, 否则不变。

产生 $[0, 1]$ 之间的随机数 μ_i^t , 若其大于脉冲发射率, 即 $\mu_i^t > r_i^t$, 则量子旋转角为 $\theta_{id}^{t+1} = G_{id}^{t+1}(\beta_{bd}^t - \beta_{id}^t) + w_1 \varepsilon_{id}^{t+1}(m_d^t - \beta_{id}^t)$, 其中, G_{id}^{t+1} 为 $[0, 1]$ 间的随机数, ε_{id}^{t+1} 为标准正态分布的随机数, w_1 为重要程度的权重系数, 量子位均值为 $m_d^t = \frac{1}{h} \sum_{i=1}^h \beta_{id}^t$, 则第 i 只量子蝙蝠的第 d ($d=1,2,\dots,D$) 维可更新为

$$z_{id}^{t+1} = \text{abs}\left(\begin{bmatrix} \cos(\theta_{id}^{t+1}) & -\sin(\theta_{id}^{t+1}) \\ \sin(\theta_{id}^{t+1}) & \cos(\theta_{id}^{t+1}) \end{bmatrix} x_{id}^t\right) \quad (10)$$

否则, 该量子蝙蝠使用最优量子位置进行搜索, 其旋转角度为 $\theta_{id}^{t+1} = U_{id}^{t+1} A_i^t$, 其中, U_{id}^{t+1} 为 $[-1, 1]$ 之间的均匀随机数, A_i^t 为响度。对第 i 只量子蝙蝠的量子位进行演进, 演进规则为

$$z_{id}^{t+1} = \text{abs}\left(\begin{bmatrix} \cos(\theta_{id}^{t+1}) & -\sin(\theta_{id}^{t+1}) \\ \sin(\theta_{id}^{t+1}) & \cos(\theta_{id}^{t+1}) \end{bmatrix} b_{id}^t\right) \quad (11)$$

其中, $d=1,2,\dots,D$ 。每只量子蝙蝠按照贪婪选择机制对其量子位置进行更新, 若 z_i^{t+1} 的适应度大于 x_i^{t+1} 的适应度, 则 $x_i^{t+1} = z_i^{t+1}$ 。

响度和脉冲发射率的更新式分别为 $A_i^{t+1} = \alpha A_i^t$ 和 $r_i^{t+1} = r_i^0 [1 - \exp(-\gamma t)]$, 其中, α 和 γ 均为常数。

对第 i 只量子蝙蝠的量子位置进行可行解映射, 将其在量子区间的每个量子位映射到各自的定义域区间, 用 $y'_i = [y'_{i1}, y'_{i2}, \dots, y'_{iD}]$ 表示第 i 只量子蝙蝠的位置, 其映射规则为

$$y'_{id} = (y_{d,\max} - y_{d,\min})\beta_{id}^{t+1} + y_{d,\min} \quad (12)$$

其中, $y_{d,\max}$ 和 $y_{d,\min}$ 分别为待优化问题第 d 维优化变量的上边界和下边界。

3.2 量子蝙蝠算法的复杂度分析

对于提出的量子蝙蝠算法, 所有量子蝙蝠在每次迭代中需对各自的频率进行更新, 群体中有 h 只量子蝙蝠, 则每次迭代中所有量子蝙蝠频率的计算复杂度为 $O(h)$ 。每只量子蝙蝠需更新每一维的速度及量子位, 由于优化问题维数为 D , 则每次迭代更新速度及量子位的计算复杂度为 $O(2hD)$ 。根据脉冲发射率, 每一代种群所有量子蝙蝠的量子旋转角和量子位置的计算复杂度为 $O(2hD)$ 。在每次迭代中, 需要进行贪婪选择, 将所有量子蝙蝠的量子区间映射到定义域区间, 然后更新响度和脉冲发射率, 此部分计算复杂度为 $O(6h)$ 。

因此, 到量子蝙蝠算法的第 t 次迭代为止, 计算复杂度为 $O(t(7h+4hD))$ 。

3.3 基于量子蝙蝠算法的最优合作策略

为了保证量子群体的多样性, 每只量子蝙蝠的初始量子位置均在量子区间内随机产生。如果第 i 个量子蝙蝠在第 t 次迭代中的位置为 y'_i , 定义其适应度函数为 $R(y'_i) = \begin{cases} R_s(y'_i), & \text{满足约束条件} \\ \delta R_s(y'_i), & \text{其他} \end{cases}$, 其中, δ

为惩罚权重, 即可将有约束无线能量采集认知无线电最优合作策略转换为量子蝙蝠算法的无约束求解。针对所提出的无线能量采集认知中继无线电模型, 量子蝙蝠算法的每个位置对应于无线能量采集认知无线电系统的一组待优化参数向量 $[\rho_1, w_s]$, 约束条件为 $1 - \rho_1 - 2c_1 > 0$, $X_s \rho_1 + X_{sp} c_1 - 2c_1 w_s \geq 0$, $w_s \geq 0$,

$\frac{Q_p}{R_p T} \geq \rho_1 \geq 0$ 。能量采集认知无线电的量子蝙蝠最优合作策略具体步骤如下。

步骤 1 根据所提出的无线能量采集认知中继无线电模型, 确定待优化变量及目标方程。

步骤 2 算法初始化, 随机初始化量子位置和速度, 给出初始的脉冲发射率、频率和响度。

步骤 3 计算每只量子蝙蝠的适应度, 选择适

应度最好的量子蝙蝠位置所对应的量子位置为全局最优量子位置。

步骤 4 更新每只量子蝙蝠的频率, 对量子蝙蝠群中每只量子蝙蝠的速度和位置进行演进, 获得新量子位置的适应性, 根据贪婪选择机制选择量子位置。

步骤 5 对于群体中的每只量子蝙蝠, 根据脉冲发射率, 按照概率用 2 种策略对量子位置进行演进。计算演进后量子位置的适应性, 每只量子蝙蝠按照贪婪选择机制对其量子位置进行选择更新。

步骤 6 计算当代演进出的最优量子位置的适应度, 并与全局最优量子位置进行比较, 更新全局最优量子位置。

步骤 7 判断是否达到最大终止迭代次数, 若是, 则终止算法, 输出全局最优位置和最优适应度, 即所求得的最优 ρ_1 、 w_s 和最优次用户的吞吐量; 否则, 返回步骤 4。

4 仿真实验和结果分析

4.1 认知中继无线电次用户中断概率仿真结果

本节主要根据推导出的认知中继无线电系统次用户的中断概率结果对中断概率进行仿真。次用户中断概率与次用户分配给合作中继的功率的关系曲线如图 3 所示。此时, $R_{s,\text{tar}}=1.5$, $\rho_1=0.3$, $c_1=0.1$, $X_s=60$, $X_{sp}=50$, ψ 分别取 0.01、0.02、0.03、0.04。从图 3 可以看出, 随着 w_s 的增大, 中断概率不断升高。当其他条件相同时, ψ 越小, 中断概率越低。

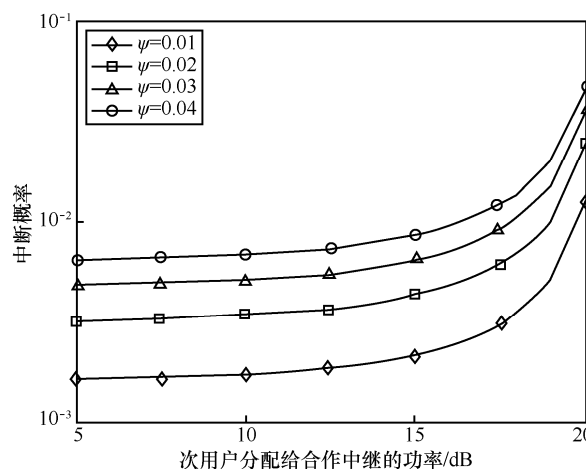


图 3 次用户中断概率与次用户分配给合作中继的功率的关系曲线

次用户中断概率与非合作传输阶段次用户的能量采集率的关系曲线如图 4 所示。此时, $R_{s,\text{tar}}=1.5$, $\rho_1=0.3$, $c_1=0.1$, $X_{sp}=50$, $w_s=60$, X_s 从 15 dB 变

化到 45 dB, ψ 分别取 0.01、0.02、0.03、0.04。从图 4 可以看出,随着 X_s 的增大,中断概率不断降低。

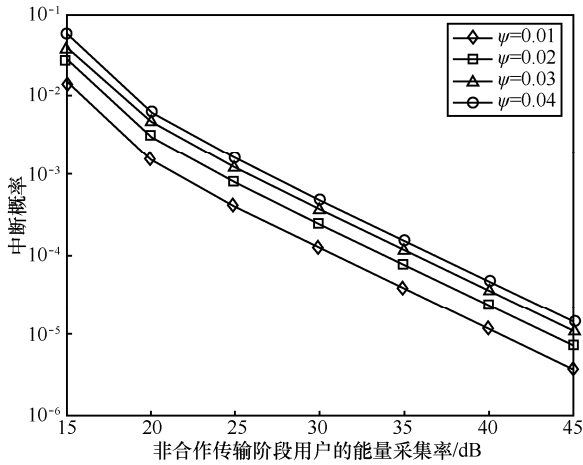


图 4 次用户中断概率与非合作传输阶段次用户的能量采集率的关系曲线

次用户中断概率与非合作传输阶段次用户用于能量采集的时间占有率的关系曲线如图 5 所示。此时, $R_{s,tar}=1.5$, $c_1=0.1$, $X_s=80$, $X_{sp}=50$, $w_s=60$, ψ 分别取 0.01、0.02、0.03、0.04。随着非合作传输阶段次用户用于能量采集的时间占有率 ρ_1 的增大,中断概率是先减小后增大的,这与认知是相符的。随着 ρ_1 的增大,次用户采集的能量变多,可以提供给次用户传输阶段更多的能量,使中断概率下降,但是随着 ρ_1 的进一步增大,次用户传输的时间也会变少,中断概率会上升。

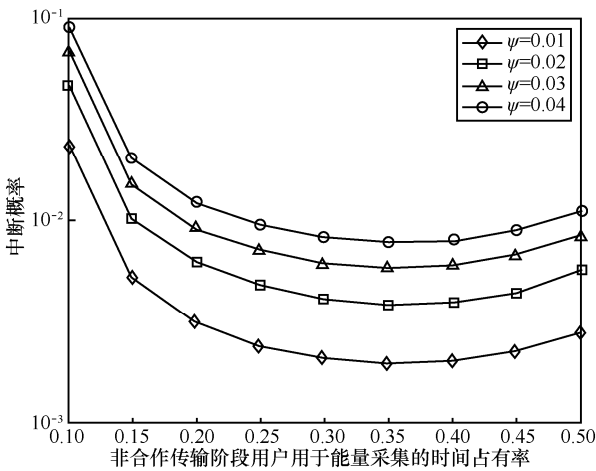


图 5 次用户中断概率与非合作传输阶段次用户用于能量采集的时间占有率的关系曲线

次用户中断概率随合作阶段能量采集率变化的关系曲线如图 6 所示。此时, $R_{s,tar}=1.5$, $\rho_1=0.4$,

$c_1=0.1$, $X_s=40$, $w_s=60$, ψ 分别取 0.01、0.02、0.03、0.04, X_{sp} 从 10 dB 变化到 50 dB。从图 6 可以看出,随着合作阶段能量采集率的增加,中断概率不断降低。

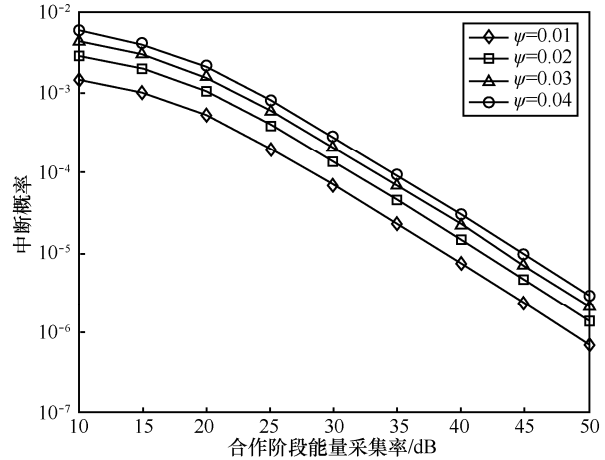


图 6 次用户中断概率与合作阶段能量采集率的关系曲线

次用户中断概率与中继传输时间占有率的关系曲线如图 7 所示。此时, $R_{s,tar}=1.5$, $\rho_1=0.1$, $X_s=100$, $X_{sp}=80$, $w_s=40$, ψ 分别取 0.01、0.02、0.03、0.04, c_1 从 0.1 变化到 0.25。从图 7 可以看出,当中继传输时间占有率增大时,中断概率也随之增大。相同条件下, ψ 越小,中断概率越低。

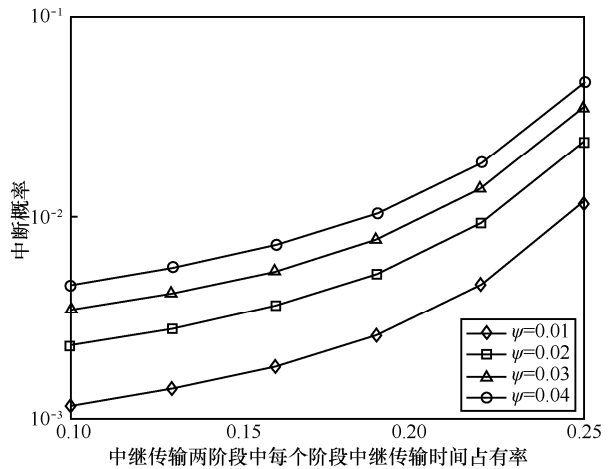


图 7 次用户中断概率与中继传输时间占有率的关系曲线

次用户中断概率与次用户的目标吞吐量之间的关系曲线如图 8 所示。此时, $\rho_1=0.3$, $c_1=0.1$, $X_s=100$, $w_s=60$, $X_{sp}=80$, $R_{s,tar}$ 从 -20 dB 变化到 10 dB, ψ 分别取 0.01、0.02、0.03、0.04。随着次用户目标吞吐量的增大,次用户中断概率也不断增大,这与

认知是相符的。当 $R_{s,tar}$ 变大到 10 dB 时，中断概率急剧增大，这说明次用户目标吞吐量对中断概率的影响是巨大的。

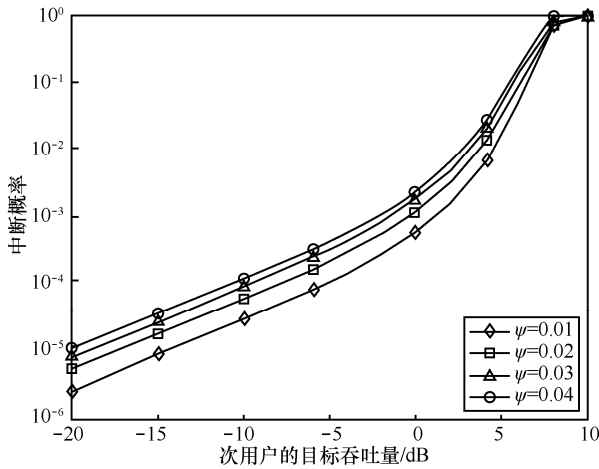


图 8 次用户中断概率与次用户目标吞吐量的关系曲线

4.2 量子蝙蝠算法的最优合作策略仿真结果

本节对最优合作策略与已有方法对比的仿真结果进行了分析，也对不同仿真参数对最大吞吐量和最优中继功率影响进行了讨论。将本文提出的量子蝙蝠算法的最优合作策略记为 QBA-OCP，将应用现有的蝙蝠算法 (BA, bat algorithm) 获得的最优合作策略记为 BA-OCP。BA 求解过程及参数设定同文献[20]，即 $f_{max} = 1$ ， $f_{min} = 0$ ， $\alpha = 0.9$ ， A_i^0 为(1, 2)间的随机数， r_i^0 为(0, 1)间的随机数， $\gamma = 0.9$ 。对于 QBA-OCP，量子蝙蝠算法参数设置如下： $f_{max} = 1$ ， $f_{min} = 0$ ， $\alpha = 0.9$ ， $w_1 = 0.5$ ， A_i^0 为(1, 2)间的随机数， r_i^0 为(0, 1)间的随机数， $\gamma = 0.9$ ，速度的最大值、最小值分别是量子区间差值的±0.1 倍。量子蝙蝠算法和蝙蝠算法种群规模相同，最大迭代次数均设置为 100，惩罚因子 δ 为 0.1。针对所设计的系统，对参数进行如下设置： $Q_p = 3$ ， $T = 1$ ， $R_p = 4$ ， w_s 最大值设置为 200。

当 $\lambda_p = 60$ ， $\lambda_s = 20$ ， $\gamma_s = 30$ dB， $X_s = 100$ ， $X_{sp} = 20$ 时，为了对比 BA-OCP 和 QBA-OC 算法的收敛性能，群体规模都设为 20 和 40，最大适应度均值和迭代次数关系曲线如图 9 所示。不难发现，当群体规模为 20 时，所提出的 QBA 在小于 50 次迭代即收敛到最优适应度，而已有的 BA 在群体规模分别设置为 20 和 40 时均陷入局部收敛，这是因为本文所设计的 QBA 将量子演进的思想应用于蝙

蝠算法中所导致的。对于 QBA，每只量子蝙蝠通过使用 BA 演进的理论 and 量子演化的思想进行更新。BA 可以在搜索区间中找到合适的搜索区域，但是找到近似最优解是十分缓慢的，且容易陷入局部最优。这是因为更新方程是在搜索区域内随机地寻找近似最优解，因此 BA 具有局部收敛的缺点。然而，所提出的 QBA 在演化过程中，采用了多种演进方式，不仅增加了收敛的速度，还增加了种群的多样性，因此它比 BA 更容易发现近似最优解。由于 QBA 在小种群规模就可达到全局收敛，从节省计算量考虑，将群体规模设置为 20 进行性能仿真和对比仿真实验。

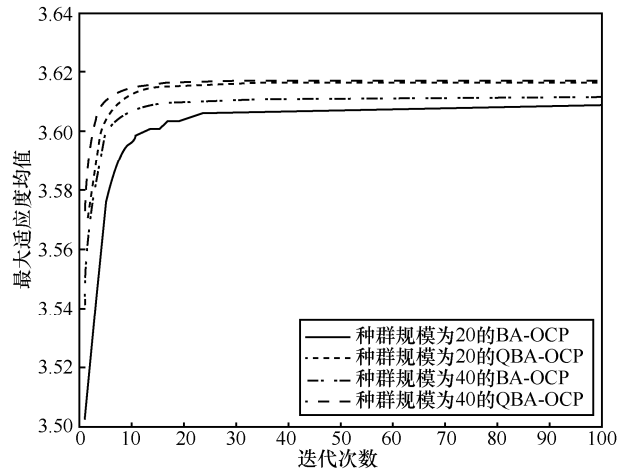


图 9 2 种智能优化算法的最大适应度均值和迭代次数关系曲线

次用户最大吞吐量随 X_s 变化的关系曲线如图 10 所示。此时， $\lambda_s = 20$ ， $\lambda_p = 60$ ， γ_s 分别取 30 dB、31 dB、32 dB 和 33 dB， $X_{sp} = 20$ 。从图 10 可以看出，次用户最大吞吐量随着 X_s 的变大不断递增。此外，对于特定的 X_s ， γ_s 变大，次用户的最大吞吐量也随之增大。

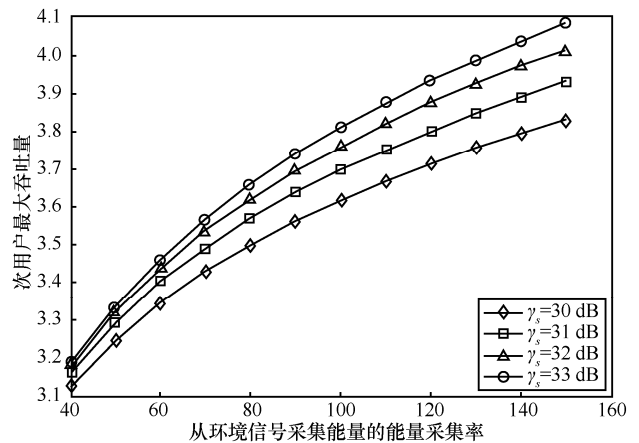


图 10 次用户最大吞吐量和环境信号采集率 X_s 的关系曲线

次用户最大吞吐量随 X_{sp} 和 γ_s 变化的关系曲线如图 11 所示。当 $\lambda_s = 20$, $\lambda_p = 60$, $X_s = 20$ 和 γ_s 分别取 30 dB、31 dB、32 dB 和 33 dB 时, 可以看出, 次用户最大吞吐量随着 X_{sp} 的增大而增大。对于相同的 X_{sp} , γ_s 变大, 次用户最大吞吐量也随之增大。

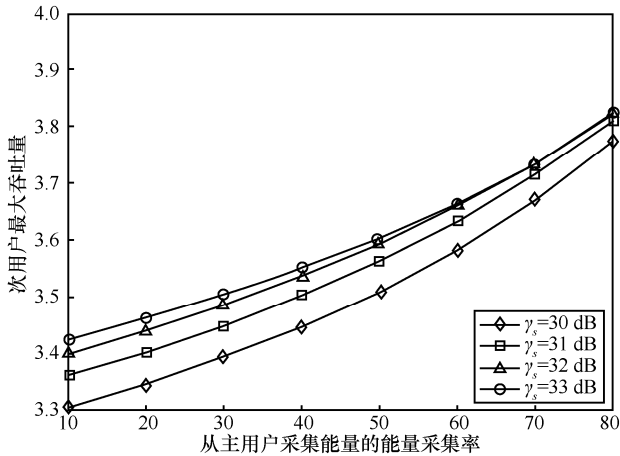


图 11 次用户最大吞吐量随 X_{sp} 和 γ_s 变化的关系曲线

最优中继功率和 X_s 的关系曲线如图 12 所示。当 $\lambda_s = 100$, $\lambda_p = 50$, $X_{sp} = 20$ 且 γ_s 分别设置为 30 dB、31 dB、32 dB 和 33 dB 时, 最优中继功率随着 X_s 的增大, 一开始也是增大的, 但是增大到某一程度就不再变化, 也就是说, 最优中继功率不会随着 X_s 的增大而无限变大。

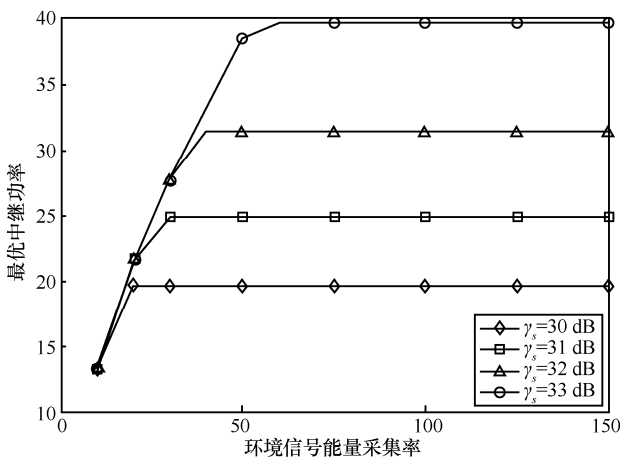


图 12 最优中继功率和 X_s 的关系曲线

次用户最大吞吐量随 λ_s 和 λ_p 变化的关系曲线如图 13 所示。当 $\gamma_s = 30$ dB, λ_p 分别取 5、10、15 和 20, $X_{sp} = 20$ 和 $X_s = 60$ 时, 可以看出, 次用户

最大吞吐量随着 γ_s 的增大而增大。对于特定的 γ_s , λ_p 变大, 次用户最大吞吐量也随之变大。

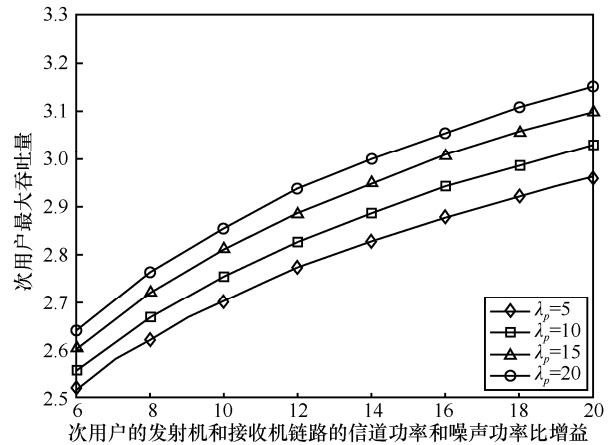


图 13 次用户最大吞吐量随 λ_s 和 λ_p 变化的关系曲线

4.3 仿真对比实验

本节对所提的最优合作策略与已有策略对比的仿真结果进行了分析。对比的能量采集认知无线电策略来自文献[15], 即文献[15]设计的 CP 和 NCP 策略。在本节的仿真中, $\Gamma(\cdot)$ 表示服从伽马分布的随机数, $\text{EXP}(\cdot)$ 表示服从指数分布的随机数, 当 $X_s \sim \Gamma(20, 5)$, $X_{sp} \sim \Gamma(15, 5)$, $\lambda_p \sim \text{EXP}(200)$, $\lambda_s \sim \text{EXP}(80)$, $\gamma_s = 32$ dB 时, 40 个时隙 3 种策略 (NCP、CP 和 QBA-OCP) 次用户最大吞吐量的迹的仿真对比结果如图 14 所示。从图 14 可以看出, 当 γ_s 固定, λ_p 、 λ_s 、 X_s 和 X_{sp} 随时隙变化时, 与已有的 CP 和 NCP 相比, 所设计的 QBA-OCP 性能是最优的。

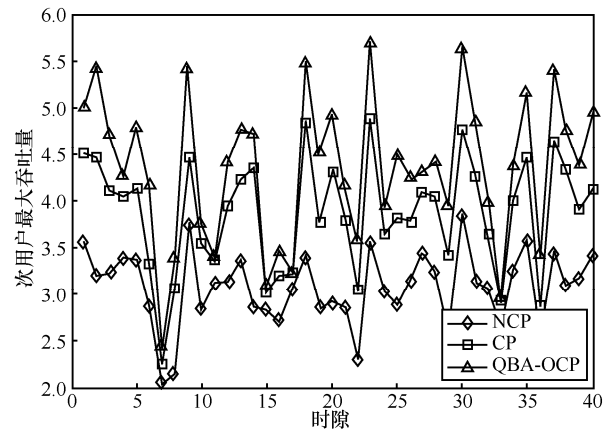


图 14 当 $\gamma_s = 32$ dB 时次用户最大吞吐量的迹

当 $\lambda_p = 500$, $\lambda_s = 60$, γ_s 从 30 dB 变化到 40 dB, $X_s = 60$, $X_{sp} = 20$ 时, 次用户的最大吞吐量和 γ_s 的

关系曲线如图 15 所示。从图 15 可以很容易看出，NCP 获得的次用户最大吞吐量不随 γ_s 的变化而变化。虽然 QBA-OCP 与 CP 获得的吞吐量同样随 γ_s 变大而变大，但所设计的 QBA-OCP 策略所获得的吞吐量远高于 CP 和 NCP。

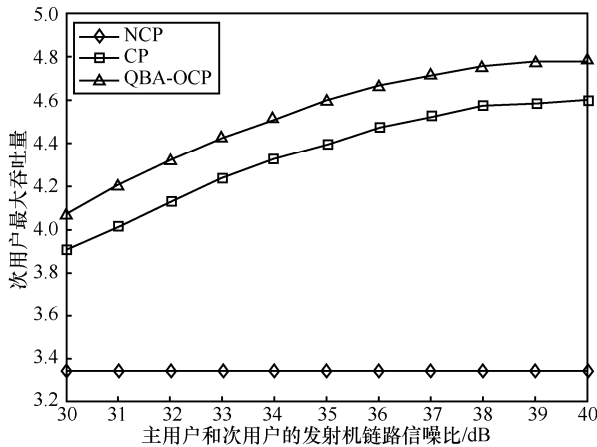


图 15 3 种合作策略吞吐量随 γ_s 变化的关系曲线

不同合作策略下，次用户最大吞吐量随 λ_s 变化的关系曲线如图 16 所示。此时， $\lambda_p = 60$ ， λ_s 为 10~110， $\gamma_s = 31$ dB， $X_s = 60$ ， $X_{sp} = 20$ 。从图 16 可以看出，3 种策略次用户的最大吞吐量均随 λ_s 的增大而增大，但所设计的 QBA-OCP 性能远好于 NCP 和 CP。

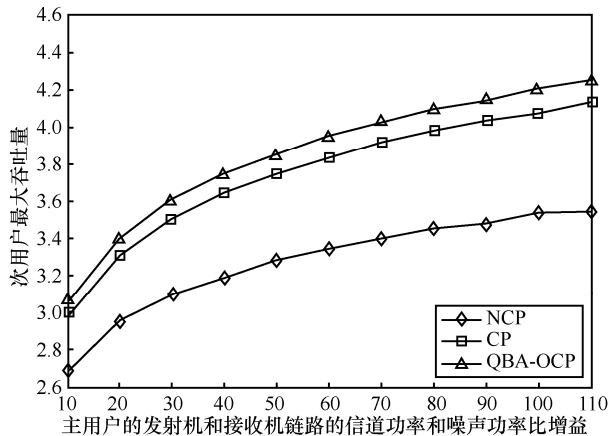


图 16 3 种合作策略吞吐量随 λ_s 变化的关系曲线

5 结束语

本文提出了一种无线能量采集认知无线电的量子蝙蝠最优合作策略，适合应用在 5G 网络等高性能系统。所提的合作策略不仅可以使次用户系统自己提供能源，在保证不影响主用户传输数

据的同时，还可以最大化次用户的吞吐量。和现有的认知无线电合作策略相比，所提策略具有更灵活的合作方式和更广泛的应用前景。

所提的量子蝙蝠算法将量子优化理论和蝙蝠算法结合，设计了新的演化方程，提高了蝙蝠算法的开发和探索能力。其可以有效求解能量采集认知无线电系统的最大吞吐量方程，是具有良好的连续优化算法，可获得较好的系统参量。与现有的一些连续优化算法相比，其具有较优秀的收敛性能和较好的扩展性，可推广应用到其他工程问题的连续优化中。

所设计的最优合作策略在保证不影响主用户传输数据的前提下，可以最大化次用户的吞吐量。下一步工作将研究能量采集多用户协同通信问题，推导出新的吞吐量方程，对诸如选择哪些次用户参与主用户的协同传输、具体每一个次用户的协同时隙如何划分、每个次用户的功率如何分配等问题进行深入的讨论，设计新的最优传输方案。

参考文献:

- [1] ZHENG G, HO Z, JORSWIECK E, et al. Information and energy cooperation in cognitive radio networks[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(9): 2290-2303.
- [2] BI S Z, HO C K, ZHANG R. Wireless powered communication: opportunities and challenges[J]. IEEE Communications Magazine, 2015, 53(4): 117-125.
- [3] 谢振威, 朱琦. 基于能量协作的认知能量采集网络功率分配算法[J]. 通信学报, 2017, 38(9): 176-184.
XIE Z W, ZHU Q. Power allocation algorithm for cognitive radio energy harvesting networks based on energy cooperation[J]. Journal on Communications, 2017, 38(9): 176-184.
- [4] LIU Y W, MOUSAVIFAR S A, DENG Y S, et al. Wireless energy harvesting in a cognitive relay network[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2016, 15(4): 2498-2508.
- [5] 谢显中, 罗莹, 严可, 等. 认知无线网络中四维资源协作的研究现状与未来方向[J]. 通信学报, 2018, 39(2): 149-163.
XIE X Z, LUO Y, YAN K, et al. Recent advances and future challenges of four key resources cooperation in cognitive radio network[J]. Journal on Communications, 2018, 39(2): 149-163.
- [6] ZHAI C, LIU J, ZHENG L N. Cooperative spectrum sharing with wireless energy harvesting in cognitive radio networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 65(7): 5303-5316.
- [7] BHOWMICK A, ROY S D, KUNDU S. Throughput of a cognitive radio network with energy-harvesting based on primary user signal[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2016, 5(2): 136-139.
- [8] 刘建平, 金顺福, 王宝帅. 基于排队模型的混合 overlay/underlay 频谱共享优化策略研究[J]. 通信学报, 2017, 38(9): 55-64.
LIU J P, JIN S F, WANG B S. Study on optimization strategy for hybrid underlay/overlay spectrum sharing based on queuing model[J]. Journal on Communications, 2017, 38(9): 55-64.

- [9] KRIKIDIS I, LANEMAN J N, THOMPSON J S, et al. Protocol design and throughput analysis for multi-user cognitive cooperative systems[J]. IEEE Transaction on Wireless Communications, 2009, 8(9): 4740-4751.
- [10] NASIR A, ZHOU X Y, DURRANI S, et al. Relaying protocols for wireless energy harvesting and information processing[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2013, 12(7): 3622-3636.
- [11] SANKET S K, ADRISH B. Secure communication via a wireless energy harvesting untrusted relay[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017, 66(3): 2199-2213.
- [12] ZHONG W, CHEN G, JIN S, et al. Relay selection and discrete power control for cognitive relay networks via potential game[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(20): 5411-5424.
- [13] LIU Y, MOUSAVIFAR S A, DENG Y, et al. Wireless energy harvesting in a cognitive relay network[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2016, 15(4): 2498-2508.
- [14] PRADHA J J, KALAMKAR S S, BANERJEE A. On information and energy cooperative in energy harvesting cognitive radio[C]//The 26th IEEE Annual International Symposium on Personal, Indoor, and Mobile Radio Communications. 2015: 943-948.
- [15] YIN S X, ZHANG E Q, QU Z W, et al. Optimal cooperation strategy in cognitive radio systems with energy harvesting[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2014, 13(9): 4693-4707.
- [16] MAKKI B, SVENSSON T, ERIKSSON T, et al. On the throughput and outage probability of multi-relay networks with imperfect power amplifiers[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2015, 14(9): 4994-5008.
- [17] 柴争义, 王秉, 李亚伦. 拟态物理学优化的认知无线网络频谱分配[J]. 物理学报, 2014, 63(22): 433-438.
CHAI Z Y, WANG B, LI Y L. Spectrum allocation of cognitive radio network based on artificial physics optimization[J]. Acta Physical Sinica, 2014, 63(22): 433-438.
- [18] GAO H Y, LI C W. Quantum-inspired bacterial foraging algorithm for parameter adjustment in green cognitive radio[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2015, 26(5): 1-9.
- [19] GAO H Y, ZHANG S B, DU Y N, et al. Relay selection scheme based on quantum differential evolution algorithm in relay networks[J]. KSII Transactions on Internet & Information Systems, 2017, 11(7): 3501-3523.
- [20] YANG X S, GANDOMI A H. Bat algorithm: a novel approach for

global engineering optimization[J]. Engineering Computations: International Journal for Computer-Aided Engineering and Software, 2012, 29(5): 464-483.

[作者简介]



高洪元 (1977-), 男, 黑龙江木兰人, 博士, 哈尔滨工程大学副教授、博士生导师, 主要研究方向为无线通信系统、阵列信号处理、智能计算理论及应用。



杜亚男 (1992-), 女, 黑龙江讷河人, 哈尔滨工程大学博士生, 主要研究方向为量子优化算法、群智能计算、认知无线电和阵列信号处理等。



张世铂 (1994-), 男, 黑龙江哈尔滨人, 哈尔滨工程大学博士生, 主要研究方向为智能计算、物联网、5G 网络和认知中继等。



刘丹丹 (1991-), 女, 黑龙江海伦人, 哈尔滨工程大学硕士生, 主要研究方向为绿色认知无线电技术和智能计算。