

基于功率控制的认知无线网络能效研究

韩宾^{1,2}, 邓冬梅^{2†}, 江虹²

(1. 西南科技大学 环境友好能源材料国家重点实验室, 四川 绵阳 621010;

2. 西南科技大学 信息工程学院, 四川 绵阳 621010)

摘要:针对 Underlay 频谱共享模式下的认知无线网络的能量效率问题,提出了一种双重改进的粒子群功率控制优化算法(Dual Improved Particle Swarm Optimization, DIPSO),通过最小化约束条件下认知用户的发射功率以实现网络能量效率优化.在仿真过程中,以保证认知用户基本通信的同时不对主用户正常通信构成影响为基本前提,对信道衰落及噪声干扰进行了综合考虑,搭建出多约束条件下的网络能量效率函数,实现认知无线网络中认知用户发射功率的最小化.仿真结果表明:该算法可有效提升无线网络的能量效率.

关键词:认知无线电;DIPSO;功率控制;能效优化

中图分类号:TN915.5

文献标志码:A

Study on Energy-efficient of Cognitive Wireless Networks Based on Power Control

HAN Bin^{1,2}, DENG Dongmei^{2†}, JIANG Hong²

(1. State Key Laboratory of Environment-friendly Energy Materials, Southwest University of Science and Technology, Mianyang 621010, China;

2. School of Information Engineering, Southwest University of Science and Technology, Mianyang 621010, China)

Abstract: Aiming at the problem of cognitive wireless network energy efficiency under underlay spectrum sharing mode, a double improved particle swarm optimization algorithm (DIPSO) for power control was proposed. The optimization of network energy efficiency was realized by recognizing the transmitted power of users under the condition of minimizing constraints. In the simulation process, under the circumstance of considering channel fading and noise interference, the function of network energy efficiency and relevant constraints were constructed on the premise where the normal communication of main users was not affected, the basic communication of users was guaranteed, and the transmission power of cognitive users in the cognitive wireless network was minimized. The simulation shows that the proposed algorithm can effectively improve the energy efficiency of wireless network.

Key words: cognitive wireless radio; dual improved particle swarm optimization (DIPSO); power control; energy-efficient optimization

随着无线网络应用和需求的不断发展,无线网络对提升通信速率、提高频谱利用率的要求也日益

增强.同时,通信网络的能耗也已成为必须考虑的问题,网络能量效率更是成为衡量通信网络能耗的一

* 收稿日期:2018-05-04

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61771410), National Natural Science Foundation of China(61771410)

作者简介:韩宾(1974—),男,河北保定人,西南科技大学副研究员,博士研究生

† 通讯联系人, E-mail:494364898@qq.com

项重要指标^[1]。认知无线电技术的发展,将传统无线网络中的用户按用频优先权的不同分为:1)对频谱具有绝对优先使用权限的主用户(Primary User, PU);2)利用频谱感知与判决结果伺机而动共享主用户频谱的认知用户(Second User, SU)^[2]。认知用户利用动态频谱接入技术,实现与主用户共享频谱,以提高频谱资源紧缺背景下频谱资源的利用率。频谱共享方式目前主要分为 Overlay(覆盖式)及 Underlay(共存式)两种。Overlay 中主用户和认知用户在同一时隙中不共存,认知用户只能在主用户不占用信道时才能伺机接入并使用其信道进行传输。Underlay 模式则允许认知用户在不影响主用户通信的前提下与主用户共享同一频谱^[3]。在 Underlay 频谱共享方式中,认知用户发射功率的大小将直接影响到主用户及认知用户的通信情况。发射功率过低可能无法保证认知用户的通信质量,发射功率过高又将对主用户的正常通信造成同频干扰。认知用户必须保证对主用户造成的累计干扰功率之和能在主用户允许的门槛范围内,还要尽可能地满足自身的通信要求^[4],更何况还需考虑认知用户间的干扰抑制和可用频谱间的差异。因此认知无线网络中的认知用户的发射功率必须受到严格约束,功率控制问题成为了一个复杂的多维多目标的优化问题。而网络能量效率的高低与发射功率的大小密不可分,因此,Underlay 频谱共享模式中,在有效保护主用户通信质量的前提下,如何实现对认知用户的发射功率进行合理有效控制,成为了认知无线网络中必须要考虑的重要问题。

近几年,针对 CRN(Cognitive Radio network)功率控制策略方面的研究已取得一定的成果,这些研究可以从合作方式和算法类型上进行分类。从合作方式上分为合作式功率控制及非合作式功率控制,从功率控制算法上又分博弈论、群智能、凸优化等等。LUO 等人^[5]以用户信噪比(Signal to Interference plus Noise Ratio, SINR)为目标,利用博弈论提出了两种线性成本函数功率控制算法,达到最小化发射功率的目的。诸一琦^[6]通过对 SU 的服务质量需求(Quality of Service, QoS)和通信系统的总吞吐量进行综合考虑,提出一种非合作功率控制博弈的 CRN 功率控制算法来对各 SU 的发射功率进行控制。文献[7]在用户可接受的 QoS 体验约束条件下,最大限度减少传输的能量消耗,提出一种在线策略迭代算法,直接优化服务质量约束下的能量消耗。文献[8]联合遍历容量和最大限度地减少次用户网络

的平均传输功率的同时提高网络能源效率,将多目标优化转化为单目标优化问题。

现有文献中,将能量效率作为效益目标而进行多约束条件下的功率控制的研究还相对较少,因此本文在考虑了无线电信号传播过程中的自由衰落的前提下,针对 Underlay 频谱共享模式下的认知无线网络,基于干扰温度模型提出了一种双重改进的粒子群功率控制优化算法(DIPSO),实现网络能量效率优化。

1 系统建模与分析

1.1 网络模型

图 1 所示为 Underlay 频谱共享模式下 CRN 传输模型,多个 SU 与 PU 共存并共用同一信道。SU1、SU2 为认知用户,PU 为主用户,实线箭头代表用户之间正在使用信道进行通信,虚线箭头代表正在通信的用户对使用了同一频谱的其他用户造成的通信干扰。SU 用户感知外界通信环境的变化,如主用户出现与否,根据感知情况进行自身决策,当主用户未占用频谱资源下,对主用户的干扰就不必考虑,此种情况下,SU 用户的功率约束就相对简单很多。当主用户出现时,SU 用户则必须考虑对主用户的干扰,在综合衡量下,利用寻优决策出最优的发送功率,以达到既保证通信质量又减少不必要的能量消耗的目的。因此 SU 的寻优决策结果,关系着 SU 对外界通信环境变化自身发射功率的调整,对网络能量效率尤为关键。

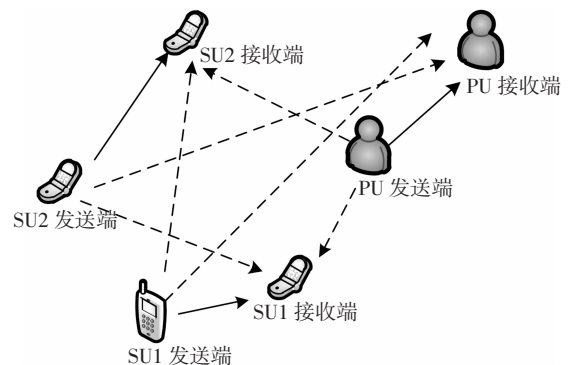


图 1 Underlay 模式下主次用户共存

Fig.1 Primary and secondary users co-existing in underlay mode

假设信号传输满足自由空间衰落模型,则信号发射端发射功率与接收端接收功率之间满足

$$p^r = p^t \left(\frac{c}{4\pi df} \right)^2 G^t G^r \quad (1)$$

式中: p^r 表示接收端接收功率; p^t 表示发射端发送功率; d 表示接收端与发射端之间的距离, c 为光速; f 为电磁波发射频率; G^r 、 G^t 分别表示接收端天线增益、发射端天线增益。

1.2 数学模型

由 M 个主用户 PU 和 N 个认知用户 SU 构成的认知无线网络中,PU 和 SU 采用 Underlay 频谱共享模式.该模型中认知用户 SU 必须满足不能对主用户 PU 的正常通信产生影响,因此,PU 接收机端接收到的来自 SU 发射机端的总干扰有以下的约束条件,即

$$\sum_{i=1}^N p^i G^{ik} \leq P_{th}^k \quad (2)$$

式中: p^i 表示第 i 个认知用户发射机的发送功率, $i \in [1, N]$; G^{ik} 代表第 i 个认知用户发射机和第 k 个主用户接收机之间的信道增益; P_{th}^k 代表第 k 个主用户发射机的干扰功率允许的最大阈值.由于认知用户必须满足自身的通信质量要求,因此每个认知用户接收机的信干噪比值(SINR)需满足以下约束条件:

$$\begin{cases} \gamma_{th}^i \leq \gamma^i \\ \gamma_{th}^i > 0 \end{cases} \quad (3)$$

式中: γ_{th}^i 表示在链路 i 上认知用户接收机最小的信干噪比阈值; γ^i 表示在链路 i 上认知用户的实际信干噪比值. γ^i 的计算方式如下:

$$\gamma^i = \frac{p^i G^i}{\delta^2 + \sum_{j=1, j \neq i}^N p^j G^{ji} + \sum_{k=1}^M p^k G^{ki}} \quad (4)$$

式中: p^i 表示认知链路 i 上发射机的发射功率; G^i 代表认知链路 i 上 SU 发射机与接收机之间的信道增益; δ^2 代表认知链路 i 上的加性高斯白噪声; $p^j G^{ji}$ 表示认知链路 i 上接收机接收到来自认知链路 j 的干扰; p^j 代表认知链路 j 上发射机发送功率; G^{ji} 表示从认知链路 j 上发射机到认知链路 i 上接收机之间的干扰增益; $p^k G^{ki}$ 表示认知链路 i 上接收机接收到来自主链路 k 的干扰; p^k 表示主链路 k 上发射机的发射功率; G^{ki} 表示从主链路 k 上发射机到认知链路上接收机之间的干扰增益。

根据香农公式,认知链路 i 上的最大传输速率 s^i 必须满足:

$$s^i = W_i \log_2(1 + \gamma^i) \quad (5)$$

式中: W_i 表示每个子信道的带宽,根据公式(5)可以得出功率与传输速率之间的关系。

$$p^i = \left(2^{\frac{s^i}{W_i}} - 1 \right) \frac{\delta^2 + \sum_{j=1, j \neq i}^N p^j G^{ji} + \sum_{k=1}^M p^k G^{ki}}{G^i} \quad (6)$$

每个认知用户发射机传输功率不能够超过其发射机所允许的最大功率阈值,设 p_i^{\max} 为每个认知用户发射机的最大传输功率,因此有

$$0 \leq p^i \leq p_i^{\max} \quad (7)$$

利用网络吞吐量与能量消耗的关系,以单位功耗内的吞吐量构造网络能量效率

$$\sum_{i=1}^N \eta_{E_r} = \frac{\sum_{i=1}^N s^i T}{\sum_{i=1}^N s^i T} = \frac{\sum_{i=1}^N s^i}{\sum_{i=1}^N p^i} \quad (8)$$

为提升网络的能量效率,本文拟在满足上述约束条件下,最小化链路的平均传输功率.最后,优化问题可以归纳为下面约束条件下的联合优化。

$$\begin{aligned} & \max \sum_{i=1}^N \eta_{E_r} \\ & \text{s.t.} \begin{cases} \sum_{i=1}^N p^i G^{ik} \leq P_{th}^k \\ \gamma_{th}^i \leq \gamma^i \\ \gamma_{th}^i > 0 \\ 0 \leq p^i \\ p^i \leq p_i^{\max} \\ \sum_{i=1}^N \eta_{E_r} = \frac{\sum_{i=1}^N s^i}{\min \sum_{i=1}^N p^i} \end{cases} \end{aligned} \quad (9)$$

2 改进的粒子群功率控制优化算法

生物启发式算法中的粒子群优化算法(PSO, Particle Swarm Optimization)由于搜索速度快、寻优效率高而被广泛用于解决优化问题.通过种群中不同个体间的相互协作实现最优解的搜索.算法初始时在可行空间解中随机初始化 m 个粒子组成的种群 $Z = \{Z_1, Z_2, \dots, Z_m\}$,其中每个粒子的位置代表待优化问题的一个解.然后每个粒子根据目标函数计算自身的适应度值,根据所得出的适应度值,粒子在空间中不断调整自身位置以搜索新解.每一次迭代中,粒子将跟踪粒子本身经过搜索得到的最优解 p_{id} (局部极值)和整个种群目前搜索到的最优解 p_{gd} (全局极值)这两个“极值”来更新自己^[9].此外,每个粒子都有一个速度 $V_i = \{V_{i1}, V_{i2}, \dots, V_{im}\}$,当两个最优解都找到后,每个粒子根据公式(10)更新自身的速度,根据公式(11)更新自身位置。

$$v_{id}(t+1) = \omega v_{id}(t) + \eta_1 \text{rand}() [p_{id} - z_{id}(t)] + \eta_2 \text{rand}() [p_{gd} - z_{id}(t)] \quad (10)$$

$$z_{id}(t+1) = z_{id}(t) + v_{id} \quad (11)$$

式中： $v_{id}(t+1)$ 表示第 i 个粒子在 $t+1$ 次迭代中第 d 维上的飞行速度； ω 为飞行速度的惯性权重； η_1, η_2 为加速常数； $\text{rand}()$ 为 0~1 之间的随机数； $z_{id}(t+1)$ 表示第 i 个粒子在 $t+1$ 次迭代中第 d 维上的位置。此外，为使粒子速度不至于过大，对飞行速度设置上限阈值 v_{\max} ，即当 $|v_{i(t+1)}| > v_{\max}$ 时，根据式(12)进行粒子速度限制。

$$\begin{cases} v_{id}(t+1) = v_{\max} \\ v_{id}(t+1) = -v_{\max} \end{cases} \quad (12)$$

从式(10)(11)粒子的飞行速度和位置更新公式可以看出，粒子的移动主要受自身当前飞行速度 v_{id} 、自身当前位置与局部遍历过的最优位置的距离 $p_{id} - z_{id}(t)$ 和自身当前位置与群体最优位置的距离 $p_{gd} - z_{id}(t)$ 三部分影响，分别由权重系数 ω 和 η_1, η_2 决定其相对重要性。当达到了最大迭代次数或找到足够好的最优解时算法结束。

PSO 算法在优化早期能够迅速向最优值靠近，但是由于缺少种群的多样性，在最优值附近收敛较慢，容易出现所谓的早熟现象的缺点。为了有效平衡 PSO 算法的全局搜索能力和局部搜索能力，权重线性递减粒子群算法和自适应惯性权重粒子群算法^[10] 分别被提出，它们均采用式(10)更新粒子速度。

针对 PSO 算法收敛速度慢和容易陷入局部最优的缺点，本文从改进惯性权重 ω 及增加种群多样性两个方向对算法进行改进。将改进后的算法称为双重改进粒子群算法(DIPSO)。

1) 惯性权重参数修改。由于权重线性递减粒子群算法中，惯性权重参数关系到算法在全局搜索能力和局部搜索能力上的平衡。考虑到指数函数的函数单调性，将指数函数 $y = e^x$ 引入权重线性递减粒子群算法的惯性权重表达式中，令自变量 $x = \frac{t-t_{\max}}{t}$ 。

由于迭代次数 t 满足 $0 \leq t \leq t_{\max}$ ，因此自变量 x 的变化范围为 $x \in (-\infty, 0]$ ，函数 y 则在区间 $(0, 1)$ 上呈指数函数性质的单调递增函数，因此改变了原来 ω 的线性变化规律，将其引入权重线性递减粒子群算法的惯性权重表达式，得到：

$$\omega = \omega_{\max} - (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \times \exp((t - t_{\max})/t) \quad (13)$$

式中： $\omega_{\max}, \omega_{\min}$ 分别表示惯性权重 ω 的最大值和最小值； t_{\max} 代表最大迭代次数； t 为当前迭代次数。

2) 增加种群多样性。本文引入种群初始化的混

沌优化算法，它比随机搜索更有利，能够提高粒子群算法的局部寻优能力。其基本思想是采用 Logistic 映射生成混沌变量，如式(14)所示：

$$cx_{id}^{t+1} = \mu \times cx_{id}^t \times (1 - cx_{id}^t) \quad (14)$$

式中： μ 代表控制参数； cx_{id}^t 代表整个混沌序列中的第 i 个混沌变量在第 t 次混沌搜索中的第 d 维中的分量。然后通过线性变换将混沌变量映射为粒子的位置变量，如式(15)所示：

$$x_{id}^{t+1} = x_{id}^{\min} + cx_{id}^{t+1} \times (x_{id}^{\max} - x_{id}^{\min}) \quad (15)$$

式中： x_{id}^{\min} 和 x_{id}^{\max} 分别表示搜索空间中每一维度的最大值和最小值； cx_{id}^{t+1} 是整个混沌序列中的第 i 个混沌变量在第 $t+1$ 次混沌搜索中第 d 维中的分量。

DIPSO 算法流程图如图 2 所示。

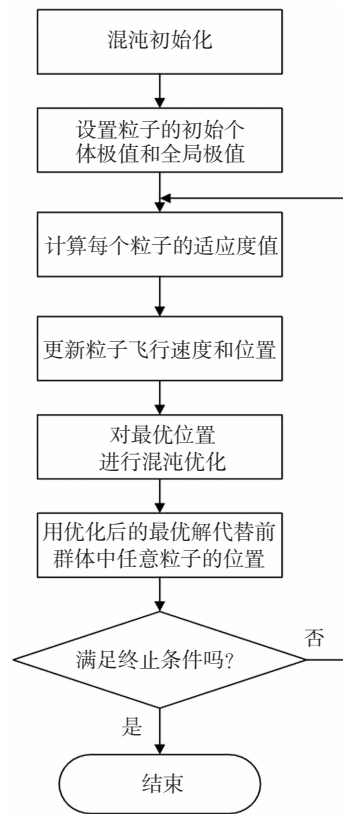


图 2 DIPSO 算法流程图

Fig.2 DIPSO algorithm flow chart

3 仿真结果与分析

假设在 Underlay 频谱共享模型的 CRN 中存在 1 个 PU 链路和 3 个 SU 链路，即 $M=1, N=3$ 。仿真过程中节点采用随机分布，采用仿真中模拟的节点间的测量距离。参数值部分依据文献[11-12]进行类似设置，仿真参数设置如表 1 所示。

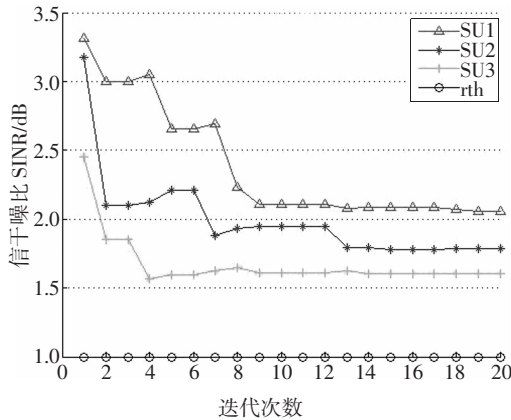
表 1 仿真参数设置

Tab.1 Simulation parameter settings

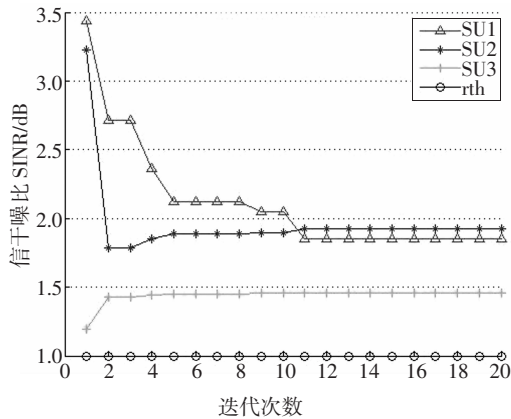
p_{\max}^i	p_{th}^k	G^{ik}	δ^2/mW	ω_{\min}
0.3 mW	0.3 mW	[0.52;0.53;0.54]	[0.01;0.02;0.03]	0.4
Q/mW	$\gamma_{\text{th}}^i/\text{dB}$	W_i/kHz	ω_{\max}	
[0.02;0.03;0.04]	[1;1;1]	[1;1;1]	0.9	
η_1	η_2	f	G^j	
2	2	1 000 Hz	[1,0.12,0.23;0.23,1,0.14;0.14,0.32,1]	

表中: p_{\max}^i 代表每个 SU 发射机的最大发射功率; p_{th}^k 代表每个 PU 接收机能允许的最大干扰功率; γ_{th}^i 表示每个 SU 接收机的最小信干噪比;加性高斯白噪声为 δ^2 ;子信道带宽为 W_i ;认知链路 i 的发射极到主链路 k 的接收机之间的干扰增益为 G^{ik} ;认知链路 j 的发射机到认知链路 i 的接收机之间的干扰增益为 G^j ;所有 PU 发射机对活跃 SU 接收机的干扰功率为 Q .

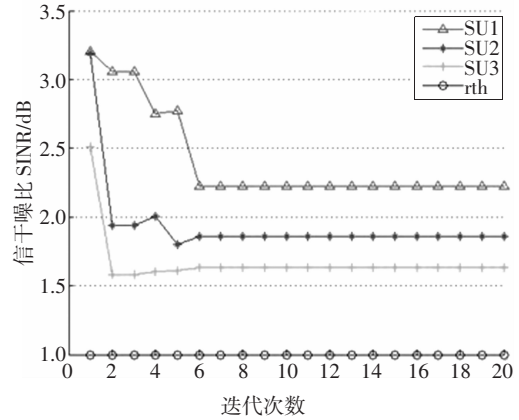
本文提出的 DIPSO 算法中,粒子个数是 20 个,迭代次数是 20 次,加速常数为 η_1, η_2 .在 APSO 算法中最小惯性权重 ω_{\min} ,最大惯性权重 ω_{\max} .在 PSO 算法中,惯性权重 $\omega = 0.9$,设粒子速度上下限为 $[V_{\min}, \omega_{\max}] = [1, -1]$.仿真结果如图 3~图 6 所示.



(a) PSO 算法收敛曲线



(b) APSO 算法收敛曲线



(c) DIPSO 算法收敛曲线

图 3 3 种算法下 SU_i 的 SINR

Fig.3 Three algorithms for the SINR of SU_i

由图 3 可知,无论是采用 DIPSO、APSO 还是采用 PSO 算法,认知无线网络中 SU 的信干噪比(SINR)均大于门限阈值,足以说明 SU 可以获得良好的通信.

图 4 表明认知无线网络中的认知用户在每一次迭代过程中的总发射功率.能量消耗等于发射功率与单位时间的乘积,因此功率最小化是本文优化的主要目标.从图中可以看出 DIPSO 算法的 SU 总发射功率小于 APSO 算法和 PSO 算法,因此相比之下 DIPSO 算法耗能更低而且 DIPSO 相较于另外两种算法能更快地趋于稳定且稳定性能相对略高.

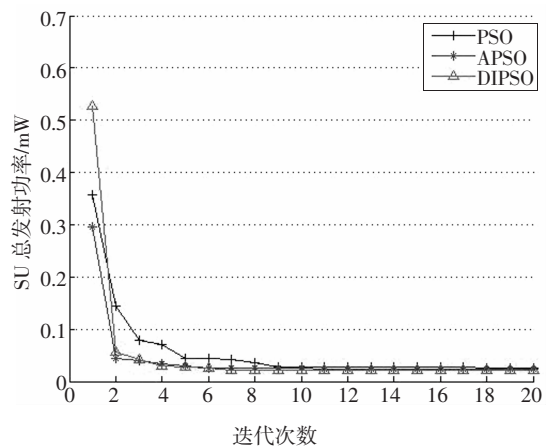


图 4 3 种算法下 SU 总发射功率

Fig.4 Total transmit power of SU using three algorithms

图 5 展示了 3 种算法下 SU 的总传输速率和迭代次数的关系.从图 5 中可以看出,DIPSO 算法中 SU 的总传输速率几乎在每次迭代过程中均高于另外两种算法,且当迭代超过 16 次时,3 种算法均慢慢趋于平稳,平稳后 DIPSO 算法中 SU 的总传输速率高于另外两种算法.由于传输速率乘以时间得到

吞吐量,因此可以看出在相同时间内,DIPSO算法能让CRN中的SU获得更高的吞吐量。

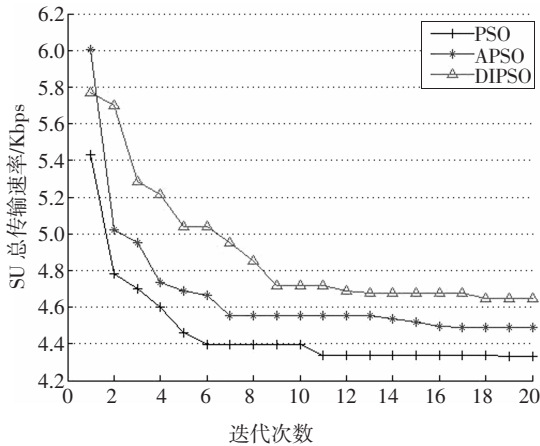


图5 3种算法下SU总传输速率

Fig.5 Total transmission rate of SU using three algorithms

图6表示了3种算法下SU的能量效率,由于在Underlay频谱共享模式中,SU和PU共享同一频谱,因此网络的能量效率指标主要体现为SU用户的能量效率上.本文所提的DIPSO算法中SU的能量效率相对于APSO算法及PSO算法得到了明显的提升.将迭代过程中的能量效率进行累计求取平均,保留小数点后两位,可以得到DIPSO算法、APSO算法和PSO算法的平均能量效率分别约为163.90,160.92,129.68.

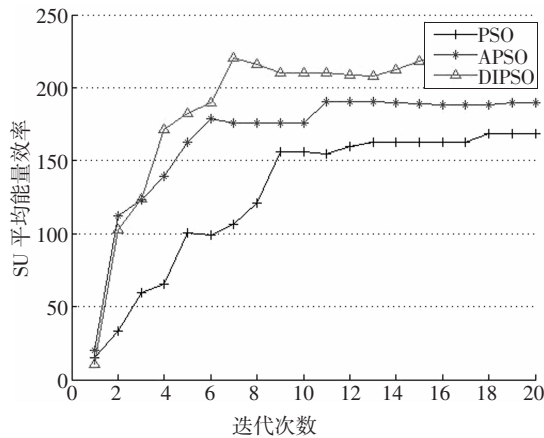


图6 3种算法下SU能量效率

Fig.6 SU energy efficiency under three algorithms

4 结论

基于功率控制的CRN能效策略研究着重分析了Underlay频谱共享模式下以功率控制为目标的认知无线网络能效策略,构建了对应的网络模型及

数学模型.最后以改进粒子群算法为基础,提出了一种双重改进的粒子群优化算法,实现了在保证主用户正常通信的前提下最大化网络能量效率的节能通信目标。

参考文献

- [1] LAY K T, CHEN J Y, LUO W D. Green communication in a relay-assisted network [C]// International Conference on Intelligent Green Building and Smart Grid. Taipei: IEEE, 2014: 1—4.
- [2] 雷可君, 谭阳红, 杨喜, 等. 一种新的认知无线电宽带盲频谱感知方法 [J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2006, 43(2): 151—156.
- [3] LEI K J, TAN Y H, YANG X, *et al.* A new method of wideband blind spectrum sensing for cognitive radio [J]. Journal of Hunan University(Natural Sciences), 2016, 43(2): 151—156. (In Chinese)
- [4] MITOLA J I, MAGUIRE G Q. Cognitive radio: making software radios more personal [J]. IEEE Personal Communication, 1999, 6(4): 13—18.
- [5] VU H N, KONG H Y. Overlap cooperative spectrum sensing with energy comparing in cognitive radio networks [C]// International Forum on Strategic Technology. Uisun: IEEE, 2010: 230—235.
- [6] LUO C Q, MIN G Y, YU F R, *et al.* Joint relay scheduling, channel access, and power allocation for green cognitive radio communications [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2015, 33(5): 922—932.
- [7] 诸一琦. 基于非合作博弈的认知无线电功率控制算法研究[D]. 南京: 南京邮电大学通信与信息工程学院, 2011: 25—30.
- [8] ZHU Y Q. Power control algorithm based on non-cooperative game in cognitive radio networks [D]. Nanjing: School of Communication of Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2011: 25—30. (In Chinese)
- [9] JIANG Q, LEUNG V C M, POURAZAD M T, *et al.* Energy-efficient adaptive transmission of scalable video streaming in cognitive radio communications [J]. IEEE Systems Journal, 2017, 10(2): 761—772.
- [10] MILI M R, MUSAVIAN L, HAMDI K A, *et al.* How to increase energy efficiency in cognitive radio networks [J]. IEEE Transactions on Communications, 2016, 64(5): 1829—1843.
- [11] COUCEIRO M, GHAMISI P. Particle Swarm Optimization [M]. Berlin: Springer, 2016: 75—77.
- [12] CHIU C C, HO M H, LIAO S H. PSO and APSO for optimizing coverage in indoor UWB communication system [J]. International Journal of RF & Microwave Computer Aided Engineering, 2013, 23(3): 300—308.
- [13] AKIN S, GURSOY M C. Performance analysis of cognitive radio systems under QoS constraints and channel uncertainty [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2011, 10(9): 2883—2895.
- [14] CHEN L, ZHAO X. Power control algorithm based on dynamic particle swarm optimization in cognitive radio networks [J]. Journal of Computational Information Systems, 2015, 11(8): 2863—2872.