

doi:10.3969/j.issn.1001-893x.2016.07.013

引用格式:孙沛然,王可人,冯辉.改进粒子群算法在频谱功率分配中的应用[J].电讯技术,2016,56(7):788-793.[SUN Peiran,WANG Keren,FENG Hui. Application of improved particle swarm optimization in power and spectrum allocation[J]. Telecommunication Engineering, 2016, 56(7):788-793.]

改进粒子群算法在频谱功率分配中的应用*

孙沛然**,王可人,冯 辉

(解放军电子工程学院 通信对抗系,合肥 230037)

摘 要:在认知无线电中,由于次用户干扰门限要求的存在,传统频谱功率分配方式获得的次用户有效信道容量较低。针对这一问题,提出了一种基于粒子群算法的频谱功率分配算法。首先建立基于干扰距离的认知网络干扰模型,将频谱功率分配问题转化为函数优化问题,并借助混合随机变异思想的粒子群算法进行求解;针对寻优过程中的约束问题,提出了一种基于投入产出比的外点法,保证粒子群在可行域中寻优,最终获得频谱功率分配。仿真结果表明,与传统算法相比,所提算法能够获得较高的次用户有效信道容量。

关键词:认知无线电;信道容量;频谱功率分配;粒子群优化;外点法

中图分类号:TN92 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-893X(2016)07-0788-06

Application of Improved Particle Swarm Optimization
in Power and Spectrum Allocation

SUN Peiran, WANG Keren, FENG Hui

(Department of Communication Countermeasure, PLA Electronic Engineering Institute, Hefei 230037, China)

Abstract: In cognitive radio, the effective channel capacity of secondary users is low when their interference threshold is required. To solve this problem, a power and spectrum allocation algorithm is proposed which is based on particle swarm optimization(PSO) algorithm. Firstly, an optimal model of maximizing channel capacity based on the interference distance is established in the cognitive network. As a result, the problem of power and spectrum allocation can be transformed into a function optimization. Secondly, the new algorithm combining the random mutation algorithm with PSO algorithm is used to solve the optimal solution of the function. Whereas, the proposed algorithm is easy to fall into a local optimum. To ensure the particle swarm searching in a feasible region, an external point method based on input-output ratio is proposed in the process of optimization. Finally, a preferable power allocation is obtained. Simulation results show that the proposed algorithm can obtain higher effective channel capacity of secondary users compared with traditional algorithms.

Key words: cognitive network; channel capacity; power and spectrum allocation; particle swarm optimization; external point method

1 引 言

随着无线通信技术的蓬勃发展,人们对无线通信业务的需求迅速增加,频谱资源的愈发匮乏成为

了限制无线电通信发展的主要因素之一。传统的静态频谱分配策略使得频谱资源的利用率低下,为了解决无线资源分配的矛盾,Joseph Mitola 博士首次

* 收稿日期:2015-12-28;修回日期:2016-03-25 Received date:2015-12-28;Revised date:2016-03-25

** 通信作者:sun_peiran@163.com Corresponding author:sun_peiran@163.com

提出认知无线电的概念^[1-2]。

以往的认知网络进行无线资源分配时,所建立的模型往往仅考虑次用户链路为主用户链路之间的干扰关系,如基于图论的频谱分配模型^[3],即一旦次用户对主用户造成干扰,则认为次用户不得共享该授权频段。2003 年,联邦通信管理委员会(Federal Communications Commission, FCC)提出了干扰温度的概念,用来衡量不同通信链路间的干扰程度。FCC 指出,在次用户对主用户接收机造成的干扰小于一定的门限值时,即保证主用户正常通信情况下,允许次用户与主用户共享授权频段。

文献[4]针对异构认知无线网络,基于双重优化,提出了动态联合传输时间和功率分配方案。文献[5]研究了在时变衰落信道中考虑平均功率约束和允许冲突概率约束的功率控制优化策略,并提出了一种无需信道衰落先验信息的随机优化算法。文献[6]通过引入博弈论,基于 Stackelberg 博弈模型研究了中继选择以及功率分配的问题,构建买家/卖家模型,通过引入价格机制给出源节点如何选择最佳中继以及各中继之间功率分配问题的解决方案,并给出具体仿真分析。文献[7]针对下行多输入多输出-正交频分复用(MIMO-OFDM)系统,提出了满足在总功率限制和用户比例公平性约束下,使系统能量效率最大化的资源分配算法。为了降低计算复杂度,提出了两步优化的次优子载波和功率分配算法。虽然上述研究工作都通过不同方法建立不同的模型解决了频谱与功率的联合分配问题^[8-10],但都需要额外的干扰协议。

粒子群优化算法是一种基于迭代模式的智能优化算法,最初是在 1995 年由 Kennedy 和 Eberhart 提出^[11-13],它源于群智能和认知学习的发展,其特点是收敛速度快,简单易实现。本文基于文献[14]中的信道衰减模型,结合地理位置,建立了一种 underlay 频谱共享方式下的严格控制主用户干扰温度同时又保护次用户信干噪比的认知网络模型,借助粒子群算法,并通过混合随机变异机制避免早熟收敛及融合改进外点法约束粒子寻优空间,最终实现频谱功率分配。

2 网络模型及问题描述

2.1 系统模型

在认知无线网络中,链路的干扰程度取决于接

收节点干扰温度的大小。主用户链路的干扰主要来自于共享频段中的次用户的发射节点,同样,次用户链路的干扰来自于主用户的发射节点以及共享频段中其余次用户的发射节点,干扰的大小则受干扰源的距离、干扰源的发射功率、信道增益等的综合影响。建立干扰模型如图 1 所示。

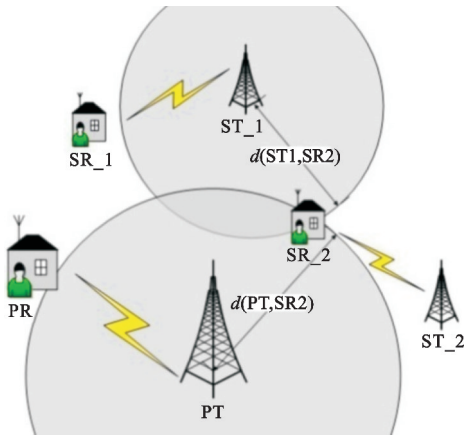


图 1 认知网络干扰模型
Fig. 1 The interference model of cognitive networks

认知网络干扰模型示意图中,主用户的发射节点 PT 以最大功率与接收节点 PR 通信,次用户的各发射节点 ST₁、ST₂ 分别在一定的功率控制下与对应的接收节点 SR₁、SR₂ 通信。主用户拥有最高的通信优先级,为了保证正常通信,主用户的接收节点通常会有一个最大干扰门限,即所有分配功率的次用户的发射节点及环境噪声对主用户接收节点的干扰总和必须低于该门限值。同样,对于次用户而言,接收节点也必须满足一定的信干噪比才能正确解码以保证正常通信。

综上所述,这是一个由多个主用户与多个次用户共享同一频段的网络模型,在保证主用户链路正常通信的前提下,通过控制次用户的发射功率,最大化次用户组的有效信道容量(即能够保证有效通信的次用户链路提供的信道容量)。

2.2 问题描述

针对以上网络模型现建立数学建模如下:给定一个由 K 个主用户链路和 N 个次用户链路组成的认知网络,主用户链路的发射节点为 T_m ,接收节点为 R_m ,其中 $m \in (1, K)$;次用户链路的各发射节点对应为 t_i ,接收节点为 r_i ,其中 $i \in (1, N)$ 。在此,我们采用常规的路径损耗模型。定义 $d(A, B) = \frac{d_{AB}}{d_0}$ 为

认知网络干扰模型中不同节点 A 和 B 之间的相对距离,其中 d_{AB} 为节点 A 与 B 之间的欧氏距离, d_0 是天线远场的参考距离,通常取值在户外为 10 ~ 100 m,室内为 1 ~ 10 m^[10]。设 P_m 为第 m 个主用户链路发射节点的发射功率, P_{mn} 为第 m 个主用户链路接收节点接收到第 n 个主用户链路发射机的功率,其中 $m, n \in (1, 2, \cdots, K)$, $m \neq n$, P_{mn} 的表达式为

$$P_{mn} = \frac{P_n}{d(T_n, R_m)^{\alpha}} \quad (1)$$

式中: $\alpha(\alpha > 2)$ 为路径损耗系数; P_n 为第 n 个主用户链路发射机的发射功率。

同理, p_{ij} 为第 i 个次用户链路接收节点受第 j 个次用户链路发射机的干扰功率, $i, j \in (1, 2, \cdots, N)$, $i \neq j$, p_{ij} 的表达式为

$$p_{ij} = \frac{P_j}{d(t_j, r_i)^{\alpha}} \quad (2)$$

第 i 个次用户链路受到主用户链路的总干扰大小 $I_{R_m} = \sum_{n=1}^K \frac{P_n}{d(T_n, R_m)^{\alpha}}$; 同理, 第 k 个主用户链路受到次用户的干扰大小为 $I_{r_i} = \sum_{j=1}^N \frac{P_j}{d(t_j, r_i)^{\alpha}}$

假设主用户与次用户均处于相同的网络电磁环境,所受噪声的功率水平为 σ , 则可知主用户接收节点 R_m 的干扰温度为

$$I_{R_m} = \sum_{i=1}^N \frac{P_i}{d(t_i, R_m)^{\alpha}} + \sum_{n=1, n \neq m}^K \frac{P_n}{d(T_n, R_m)^{\alpha}} + \sigma, \quad (3)$$

因此主用户接收节点 PR_k 的信干噪比 (Signal Interference plus Noise Power Ratio, SINR) 为

$$SINR(R_m) = \frac{P_{mm}}{I_{R_m}} \quad (3)$$

同理, 次用户接收节点 r_i 的干扰温度为

$$I_{r_i} = \sum_{m=1}^K \frac{P_m}{d(T_m, r_i)^{\alpha}} + \sum_{j=1, j \neq i}^N \frac{P_j}{d(t_j, r_i)^{\alpha}} + \sigma, \quad (4)$$

次用户接收节点 r_i 的 SINR 为

$$SINR(r_i) = \frac{P_{ii}}{I_{r_i}} \quad (4)$$

由公式(5)可以计算得到每条次用户链路的最大传输速率,即信道容量 C_i :

$$C_i = W \log(1 + SINR(r_i)) \quad (5)$$

式中: W 为带宽。

本文最终目标是找到使得认知网络信道容量最大的次用户发射节点分配功率集合。在此需要注意的是,次用户必须在满足信干噪比的前提下,链路的

信道容量才有效,否则为无效通信。因此,最大认知网络信道容量 $C_{\max}$ 可表示为

$$C_{\max} = \sum_{i=1}^N C_i \times a(i) \quad (6)$$

式中: $a(i)$ 代表第 i 条次用户链路的有效性。当该链路满足 $SINR \geq \eta$ (链路的信干噪比门限), 则 $a(i) = 1$; 否则, $a(i) = 0$ 。

综上所述,本文为一个基于有效认知网络容量最大化的功率分配最优化问题,给定主用户的发射功率保持 $P_{\max}$ 不变,因此干扰温度门限也不变;而次用户发射功率可控,不同的发射功率对应不同的干扰温度门限,因此,约束条件选择信干噪比门限约束。主用户链路 & 次用户链路干扰门限保持不变,同为 η 。该优化问题可归结如下:

$$\begin{cases} \max \sum_{i=1}^N C_i \times a(i) \\ \text{s. t.} \begin{cases} SINR(r_i) \geq \eta, i \in \{a(i) = 1\} \\ SINR(R_m) \geq \eta \\ 0 \leq p_i \leq P_{\max} \\ a(i) \in \{0, 1\}, i = 1, 2, \cdots, N \end{cases} \end{cases} \quad (7)$$

3 算法实现

由第 2 节可以看出,本文考虑的是一个非线性优化问题,并且最优解是难以获得的,优化的关键在于根据各发射节点与各接收节点间的相对距离进行功率频谱分配。鉴于此,本文在综合考虑频谱功率分配的基础上,借助粒子群算法解决该问题。在粒子群算法的基础上,融合随机变异避免早熟收敛,提高了算法的寻优能力,并通过混合改进的外点法处理约束条件,从而实现功率分配。

首先生成一组初始值,寻找群体的最优值,通过迭代的方式向个体最优值和群体最优值靠拢,最终得到一组最优解。为了保持粒子群体的多样性,在此引入了种群的随机变异策略;又因该问题存在约束条件,我们定义约束违反度,使用外点法,将可行域以外的粒子个体尽可能的约束至可行域的边界。在继承基本粒子群算法优点的同时,避免早熟收敛,并能显著增大粒子群算法收敛到最优解的概率。

3.1 基本粒子群算法

假设粒子种群为 $Y = (x_1^T, x_2^T, \cdots, x_m^T, \cdots, x_M^T) \in \mathbb{R}^{N \times M}$, $(\cdot)^T$ 表示矩阵转置,其搜索空间为 N 维(在本文中表征认知网络中次用户链路的个数),种群

规模为 M 。粒子群中第 i 个粒子的当前矢量位置表示为 $x_m=(x_{m1},x_{m2},\cdots,x_{mN})$,其物理意义对应于认知网络中次用户链路的发射功率,第 m 个粒子的速度为 $v_m=(v_{m1},v_{m2},\cdots,v_{mN})$,用 $z_m=(z_{m1},z_{m2},\cdots,z_{mN})$ 表示第 m 个粒子当前搜索到的局部最佳位置,用 $z_g=(z_1,z_2,\cdots,z_M)$ 表示整个粒子群当前搜索到的历史(全局)最佳位置。

粒子速度随算法迭代次数 t 变化的基本进化方式由公式(8)表示:

$$v_m(t+1)=\omega \cdot v_m(t)+c_1 \cdot \text{rand}() \cdot (z_m-x_m(t))+c_2 \cdot \text{rand}() \cdot (z_m-x_m(t))。 \tag{8}$$

粒子位置随算法迭代次数 t 变化的基本进化方式由公式(9)表示:

$$x_m(t+1)=x_m(t)+v_m(t+1)。 \tag{9}$$

式(8)中: $c_1、c_2$ 为学习因子,通常设为 2; $\text{rand}()$ 为 $(0,1)$ 中的随机数;粒子的速度 v_m 被限制在预先设定的范围 $[-V_{\max},V_{\max}]$ 内; ω 为惯性权重,其表达式为

$$\omega=(\omega_{\text{start}}-\omega_{\text{end}}-d_1)e^{\frac{1}{1+d_2t/t_{\max}}}。 \tag{10}$$

式中: ω_{start} 为初始惯性权重; ω_{end} 为终止惯性权重; $d_1、d_2$ 为控制 ω 的取值保持在 $\omega_{\text{start}} \sim \omega_{\text{end}}$ 的控制因子; $t_{\max}$ 为设定的最大迭代代数。

3.2 随机变异

在进化过程中,粒子往往会发生早熟收敛,失去群体多样性,即粒子群聚集在一个或多个特定位置,最终影响算法的寻优性能。为解决该问题,本文采取种群随机变异的策略。定义群体适应度方差如下:

$$\delta^2=\frac{1}{M}\sum_{m=1}^M\left(\frac{f_m-f_{\text{avg}}}{f}\right)^2。 \tag{11}$$

式中: f_m 为第 m 个粒子的适应度; f_{avg} 为当前粒子群的平均适应度; f 是归一化定标因子^[11],目的是限制 δ^2 的大小,取值为

$$f=\max\{1,\max\{|f_m-f_{\text{avg}}|\}\},m\in[1,M]。 \tag{12}$$

群体适应度方差体现的是粒子的集散程度,数值越小即代表群体的多样性越差,在此设置一个门限 C (给定常数),当 $\delta^2 \leq C$ 时,对当前的最优粒子个体进行随机扰动如公式(13):

$$x_m=x_m+\text{randn}() \times (t_{\max}-t)/t_{\max} \times x_m。 \tag{13}$$

式中: $\text{randn}()$ 为服从 $N(0,1)$ 分布的随机变量。

3.3 约束违反处理

用智能优化算法处理约束优化问题时的一个关键是处理约束条件。

给定一个包含 K 个主用户链路及 N 个次用户链路的认知网络,在此设计一种结合本文问题改进的外点法处理约束条件,约束条件分以下两种:

(1) 由于发射功率的性质决定,当粒子 m 中违反 $x_{mi} \leq P_{\max}$ 约束条件的,令 $x_{mi}=P_{\max}$;同理,违反 $x_{mj} \geq 0$ 约束条件的,令 $x_{mj}=0$ 。

(2) 由于主用户链路严格受保护,每个主用户链路所能承受的最大干扰是有限并且确定的,因此在接入认知链路时,更希望在对主用户造成更小干扰情况下获得更大的认知网络信道容量。

在此引入产出投入比的概念,认为次用户链路 i 对认知网络信道容量提供的信道容量 C_i 为产出,对主用户链路 k 的干扰 I_{ik} 为投入,定义产出投入比 R_{ik} 的表达式如下:

$$R_{ik}=C_i \times a(i)/I_{ik}。 \tag{14}$$

主用户链路信干噪比门限约束条件处理步骤如下:

Step 1 计算每个主用户链路的信干噪比,若均大于门限,则迭代结束,否则进入 Step 2;

Step 2 选择受干扰程度最大的主用户链路,计算粒子中每个位置的产出投入比,令粒子中产出投入比为 0 的位置为 0,判断该主用户链路信干噪比是否大于门限,若满足则转回 Step 1;否则,选择粒子中产出投入比非零且最小的位置乘以系数 0.9 进行衰减,并转回 Step 1。

3.4 混合粒子群算法

综上,基于混合改进外点法的粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization to the Power and Spectrum Allocation, PSOSA) 求解功率分配问题的流程如下:

Step 1 初始化设置,确定粒子种群规模大小为 M ,搜索空间维度 N (次用户链路个数)。设置迭代数 $t=1$,随机生成 M 个 N 维粒子的初始位置 x_i^0 ,初始速度 $v_i^0,i \in (1,2,\cdots,M)$,对于不满足约束条件的粒子,通过改进外点法生成新的位置并替换;

Step 2 计算每个粒子的适应值,将第 i 个粒子的历史最好位置记为 z_{ibest} ,将整个种群中的历史最好位置记为 z_{gbest} ;

Step 3 根据公式(8)和公式(9)分别更新每个粒子的位置与速度,对不满足约束条件的新一代粒子,通过改进外点法计算得到新的位置并替换;

Step 4 若新一代粒子群中产生适应度优于自

身历史最优位置的粒子,则将 z_{ibest} 替换为当前粒子的位置,同样若新一代粒子群中产生适应度优于种群历史最优的粒子,则将 z_{gbest} 替换为该粒子的位置;

Step 5 计算群体适应度方差,若 $\delta^2 < C$,则对当前最优个体 z_{gbest} 进行随机扰动;

Step 6 $t=t+1$,返回 Step 3,当 t 达到设定的最大迭代数则停止迭代,得到 z_{gbest} ,实现功率分配。

算法流程如图 2 所示。

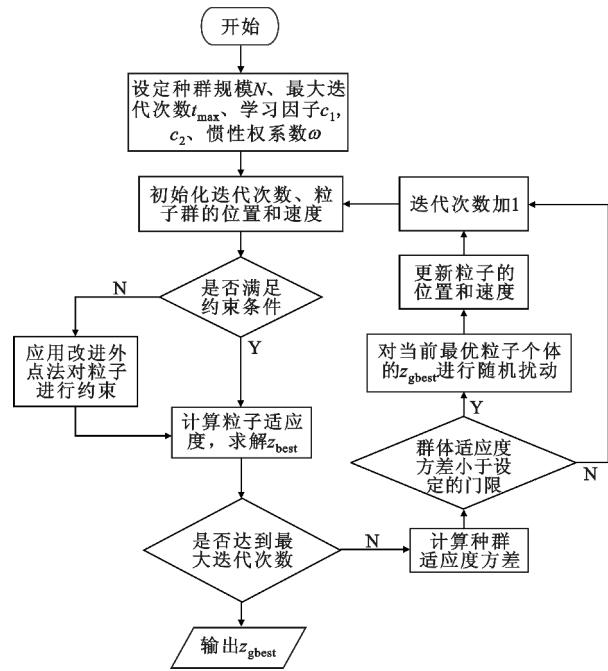


图 2 算法流程图
Fig. 2 The algorithm flowchart

4 仿真分析

网络仿真环境是在 MATLAB 2011 中执行。仿真模型中,假定一个1 000 m×1 000 m的网络区域,主用户的数目 $M=2$,次用户数目 N 为 1~30,两个主用户链路位置保持变且链路间距离为700 m。网络中的每条链路内部距离是随机的,可能是几十米或者上百米,在此设定均值40 m方差为20 m²的正态分布,每条链路的位置及链路的传输方向为任意产生。主用户的发射功率为15 dBm(36 mW),次用户的最大发射功率为15 dBm,次用户与主用户的 SINR 门限均为 10 dB,信道带宽为 6 MHz。 $\omega_{start}=0.9$, $\omega_{end}=0.4$, $d_1=0.2$, $d_2=7$ 。

为了验证群智能优化算法的性能,本文将其与 MPHA 算法、HMCA 算法及一种启发式功率频谱分配算法(IPSA)进行比较^[14]。每个算法对每个次用户数值随机运算了 200 次,取平均值对比,如图 3 所示。

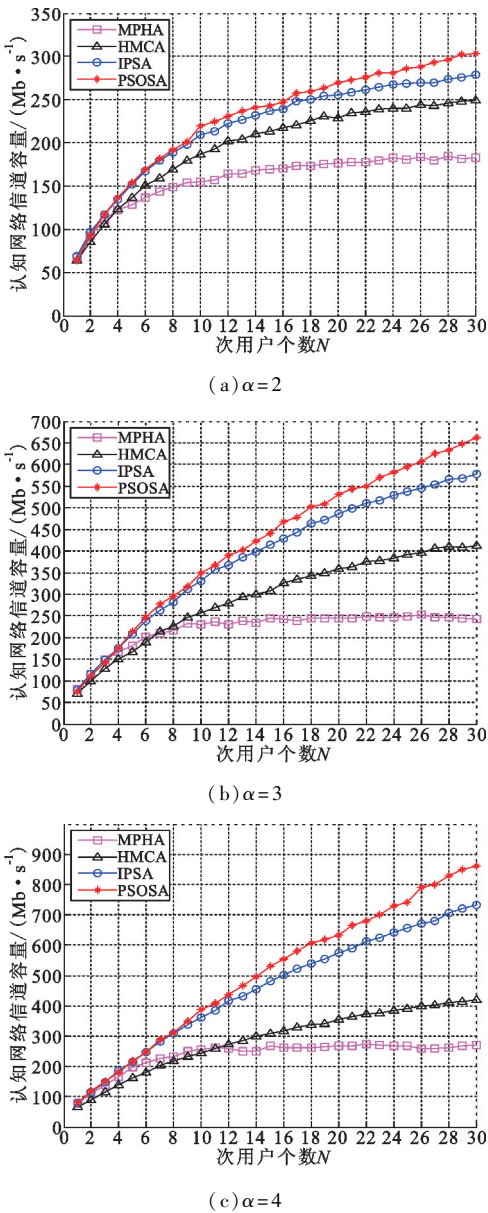


图 3 α 为 2、3、4 时 4 种算法的性能比较
Fig. 3 The performance comparison among 4 algorithms when $\alpha=2,3,4$

通过图 3 不难看出,4 种不同算法的性能均随着路径衰退指数 α 的增大而显著提升,这是由于网络中各链路间的相互干扰程度在减小,各链路 SINR 增大,同时允许接入网络的次用户链路数增多。

通过对比同一路径衰退指数下的各算法性能可以发现,在网络中次用户数较少的情况下,由于网络空间较大,各链路之间的距离相对较远,次用户比较容易在不干扰到主用户链路的情况下达到最大发射功率,从而达到较大的网络容量,因此改进粒子群算法在同其余算法比较时无法凸显其优越性。而当次用户链路增多时,网络空间愈发紧张的情况下,改进粒子群算法的优越性则体现得比较明显。

5 结束语

本文针对次用户在 underlay 的接入方式下存在干扰门限要求的认知网络模型中次用户有效信道容量较低的问题,提出了一种基于改进粒子群算法的频谱功率分配算法。本文在粒子群算法的基础上,提出了一种基于产出投入比的外点法,并引入到解决主次用户干扰门限的约束优化问题中来,同时融合了随机变异机制以避免算法的早熟收敛,最终得到频谱功率分配。仿真结果表明,本文所提算法获得的频谱功率分配结果能够获得较高的次用户有效信道容量,体现了算法的优越性。

但本文在考虑信道增益时默认各个链路的路径衰退系数相同,而实际环境中各链路间的路径衰退会有所差别,信道增益不仅仅与距离有关,同时会与链路的传输方向有关。进一步的研究可以从路径衰退指数不同这个角度建立更符合实际应用场景的网络模型,并设计出有效的功率分配算法。

参考文献:

- [1] MITOLA J, MAGUIRE G Q. Cognitive radio: making software radios more personal[J]. IEEE Personal Communications, 1999, 6(4): 13-18.
- [2] MITOLA J. Cognitive radio for flexible mobile multimedia communications[C]//Proceedings of 1999 IEEE International Workshop on Mobile Multimedia Communications. San Diego, CA: IEEE, 1999: 3-10.
- [3] 廖楚林, 陈劼, 唐友喜, 等. 认知无线电中的并行频谱分配算法[J]. 电子与信息学报, 2007, 29(7): 1608-1611. LIAO Chulin, CHEN Jie, TANG Youxi, et al. Parallel algorithm of spectrum allocation in cognitive radio[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2007, 29(7): 1608-1611. (in Chinese)
- [4] XIE R, JI H, SI P. Optimal joint transmission time and power allocation for heterogeneous cognitive radio networks[C]//Proceedings of 2011 IEEE International Conference on Communications. Kyoto: IEEE, 2011: 1-5.
- [5] WANG X. Joint sensing-channel selection and power control for cognitive radios[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2011, 10(3): 958-967.
- [6] 李文佳. 基于协作通信的功率分配算法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2014. LI Wenjia. Research on power allocation algorithm in cooperative communication[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2014. (in Chinese)
- [7] 徐桂贤, 马卫国, 任余维. 比例公平保证的 MIMO-OFDM 系统能效资源分配[J]. 北京邮电大学学报, 2014(4): 68-73. XU Guixian, MA Weiguo, REN Yuwei. Proportional fairness-guaranteed energy-efficient resource allocation for MIMO-

OFDM systems[J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2014(4): 68-73. (in Chinese)

- [8] ZHANG T, CHEN W, HAN Z, et al. Hierarchic power allocation for spectrum sharing in OFDM-based cognitive radio networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2014, 63(8): 4077-4091.
- [9] DAI W, SHEN Y, WIN M Z. Distributed power allocation for cooperative wireless network localization[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2015, 33(1): 28-40.
- [10] AHMED F, TIRKKONEN O, DOWHUSZKO A A, et al. Distributed power allocation in cognitive radio networks under network power constraint[C]//Proceedings of 2014 9th International Conference on Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communications. Oulu, Finland: IEEE, 2014: 492-497.
- [11] KENNEDY J. Particle Swarm Optimization[M]//Encyclopedia of Machine Learning. New York: Springer, 2011: 760-766.
- [12] EBERHART R, KENNEDY J. A new optimizer using particle swarm theory[C]//Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science. Nagoya, Japan: IEEE, 1995: 39-43.
- [13] TANG J, ZHAO X Z X. Particle swarm optimization with adaptive mutation[C]//Proceedings of 2009 WASE International Conference on Information Engineering. Taiyuan: IEEE, 2009: 234-237.
- [14] GOLDSMITH A. Wireless communications[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2005.

作者简介:



孙沛然(1991—),男,山东济宁人,2013年获工学学士学位,现为硕士研究生,主要研究方向为认知无线电;

SUN Peiran was born in Jining, Shandong Province, in 1991. He received the B. S. degree in 2013. He is now a graduate student. His research concerns cognitive radio.

Email: sun_peiran@163.com

王可人(1957—),男,江苏镇江人,教授、博士生导师,主要研究方向为通信与通信对抗;

WANG Keren was born in Zhenjiang, Jiangsu Province, in 1957. He is now a professor and also the Ph. D. supervisor. His research concerns communication and communication countermeasure.

Email: wangkeren0510@126.com

冯辉(1978—),男,山东荣成人,讲师,主要研究方向为无线通信、智能信号处理。

FENG Hui was born in Rongcheng, Shandong Province, in 1978. He is now a lecturer. His research concerns wireless communication and intelligent signal processing.

Email: fenghui@sina.com