

基于差分进化算法的认知用户有效吞吐量优化

毕晓君, 薄萍萍

(哈尔滨工程大学 信息与通信工程学院, 哈尔滨 150001)

摘要: 针对目前研究感知时间和有效吞吐量权衡问题的方法存在收敛速度慢、不能满足实时性要求的问题, 提出一种基于差分进化算法的有效吞吐量优化方法, 利用差分进化算法参数少、操作算子简单、全局搜索能力强和收敛速度快等优点, 保证了在固定帧长下快速寻找到最优感知时间, 使认知用户吞吐量达到最大。实验仿真结果表明, 在同等条件下, 提出的差分进化算法处理吞吐量优化问题时能达到接近理论值的精度, 且收敛速度较快。

关键词: 认知无线电; 感知时间; 有效吞吐量; 差分进化算法

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2012)05-1877-03

doi: 10.3969/j.issn.1001-3695.2012.05.074

Optimization of cognitive users-effective throughput based on differential evolution algorithm

BI Xiao-jun, BO Ping-ping

(College of Information & Communication Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

Abstract: According to the problem of the slow convergence speed and the requirements of real-time unable to be met in the method of the study about the balance of perception of time and the effective throughput, this paper put forward a differential evolution algorithm to optimize effective throughput. This method achieved the purpose that optimal perceptual time could be quickly found and cognitive user throughput reached the maximum in the fixed frame length by using the advantages of differential evolution algorithm with fewer parameters, simple operation operators, the global searching ability and fast convergence. The experimental result shows that under the same conditions, the effective throughput is close to the theoretical precision value and the algorithm's convergence speed is faster because of the use of differential evolution algorithm.

Key words: cognitive radio; perception of time; effective throughput; differential evolution algorithm

0 引言

认知无线电实现了频谱的二次利用,较好地解决了日趋严重的频谱资源匮乏问题^[1,2]。其中作为认知无线电关键技术之一的频谱感知,对特定的频段进行检测,寻找未被利用的授权频段,同时对频谱状态进行实时监测,以便在出现授权用户时,认知用户及时退出,避免对授权用户的影响;并且还要保证认知用户有次序地使用空闲频段,避免在使用上产生冲突^[3,4]。在频谱感知最常见的能量检测方式中,在一定帧长下,感知时间加长则能量积累时间会加长,同时虚警概率变小,检测概率会增大,第一用户会得到很好的保护;但是数据的传输时间会变短,即认知用户的接入时间变短了,导致认知系统的吞吐量变低^[5]。因此,如何在第一用户得到充分保护的情况下,寻找最优的感知时间使认知用户的吞吐量达到最大,已成为认知无线电亟待解决的研究热点。

目前研究优化感知时间使系统吞吐量最大的成果较少,普遍采用且效果较好的方法是文献[4]提出的 Monte Carlo 方法,该方法虽然能接近理论值,但是实现速度较慢,不能满足实时性的要求。为此本文通过深入研究,提出了基于差分进化算法的感知时间优化方法。差分进化算法(differential evolution,

DE)是一种群体智能优化算法,具有参数少、收敛速度快、全局寻优能力强等优点,已成为目前解决优化问题最为有效的方法之一^[6]。本文利用其良好的寻优性能,较好地解决了寻找最优的感知时间使认知系统吞吐量最大化的问题,大大提高了算法的收敛速度。

1 认知用户有效吞吐量优化的模型

1.1 基于能量检测的感知模型

频谱感知通过对某个频段的接收信号不断监测来判断是否有第一用户存在,以便认知系统作出第二用户是否可以接入或者应该退出该频段的决定,这是一个二元假设问题^[7,8]。非合作频谱感知中的能量检测凭借其实现简单,且不需要知道授权用户的先验信息等优点,在频谱检测中得到了广泛的应用。当假设第一用户存在时为 H_1 ,第一用户不存在时为 H_0 ,那么能量检测模型为

$$\begin{cases} H_0: y(n) = \mu(n) \\ H_1: y(n) = s(n) + \mu(n) \end{cases} \quad (1)$$

其中: $y(n)$ 是接收信号; $\mu(n)$ 是均值为 0, 方差为 σ_μ^2 的高斯白噪声; $s(n)$ 是均值为 0, 方差为 σ^2 的授权用户信号。

频谱感知的两个重要参数是检测概率和虚警概率^[9]。假

收稿日期: 2011-08-31; 修回日期: 2011-10-08

作者简介: 毕晓君(1964-),女,黑龙江人,教授,博士,主要研究方向为信息智能处理技术、通信信息处理技术;薄萍萍(1984-),女,山东人,硕士,主要研究方向为认知无线电(b006ping@163.com)。

设在感知时间 τ 内, 采样数为 K , 则检验统计量为

$$Y = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K |y(k)|^2 \quad (2)$$

假设 $K = \tau f_s$, f_s 为采样频率。在 H_0 假设下, Y 是一个自由度为 $2K$ 的中心 χ^2 分布变量。则在给定门限 ε 的情况下, 虚警概率表达式为

$$P_f(\varepsilon) = P_\tau(Y > \varepsilon | H_0) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_0^2}} \int_{\varepsilon}^{\infty} e^{-\frac{(Y-\mu_0)^2}{2\sigma_0^2}} dx = Q\left(\left(\frac{\varepsilon}{\sigma_0^2} - 1\right) \sqrt{\frac{\tau f_s}{2}}\right) \quad (3)$$

虚警概率是指授权用户不存在而判为存在的概率。其中, σ_0^2, μ_0 分别是 Y 的方差和均值。

而在 H_1 假设下, Y 是自由度为 $2K$ 的非中心 χ^2 分布变量。当给定检测门限 ε 时, 检测概率推导结果为

$$P_d(\varepsilon) = P_\tau(Y > \varepsilon | H_1) = Q\left(\left(\frac{\varepsilon}{\sigma_\mu^2} - \gamma - 1\right) \sqrt{\frac{\tau f_s}{2\gamma + 1}}\right) \quad (4)$$

检测概率是指第一用户存在时正确判断的概率。其中, γ 是指认知用户接收处授权用户的信噪比。联合式(3)(4)推导出仅与感知时间相关的虚警概率和检测概率分别为式(5)(6)。

$$P_f = Q\left(\sqrt{2\gamma + 1} Q^{-1}(\bar{P}_d) + \sqrt{\tau f_s} \gamma\right) \quad (5)$$

$$P_d = Q\left(\frac{1}{\sqrt{2\gamma + 1}} (Q^{-1}(\bar{P}_f) - \sqrt{\tau f_s} \gamma)\right) \quad (6)$$

1.2 认知用户吞吐量与感知时间的权衡

一个好的通信系统应该具有较高的检测概率和较低的虚警概率。在认知无线电的一个帧内, 感知时间加长, 则检测概率变大, 虚警概率变小, 但是认知用户的数据传输时间会变少^[10,11]。因此, 如何在授权用户受到充分保护的情况下, 对感知时间和传输时间进行折中, 进而提高认知系统的吞吐量成为亟待解决的突出问题。本文以认知无线电中周期感知的帧结构为基础进行研究, 如图1所示。

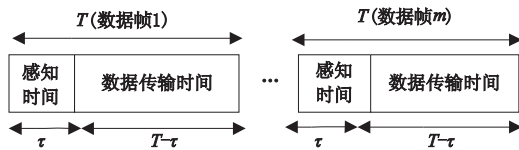


图1 认知无线电中周期感知的帧结构

在只考虑点对点的认知网络传输时, 认知用户的信噪比为 $\text{SNR}_s = P_s/N_0$, 则授权用户未出现且没有虚警概率时, 认知用户的吞吐量为 $C_0 = \log 2(1 + \text{SNR}_s)$; 授权用户存在时, 认知用户的吞吐量为 $C_1 = \log 2(1 + \text{SNR}_s/(1 + \text{SNR}_p))$ 。显然 $C_0 > C_1$ ^[4]。其中: P_s 为认知用户的平均功率; N_0 为噪声的功率; $\text{SNR}_p = P_p/N_0$, R_p 为认知用户接收处授权用户的干扰功率^[4]。在进行频谱感知时, 为了保护授权用户, 发现概率 $\bar{P}_d$ 取接近于1的值, 此时系统的有效吞吐量表示为

$$R(\tau) = R_0(\varepsilon, \tau) + R_1(\varepsilon, \tau) \quad (7)$$

其中:

$$R_0(\varepsilon, \tau) = \frac{T-\tau}{T} C_0 (1 - P_f(\varepsilon, \tau)) P(H_0)$$

$$R_1(\varepsilon, \tau) = \frac{T-\tau}{T} C_1 (1 - P_d(\varepsilon, \tau)) P(H_1)$$

上述式子中, $P(H_0)$ 和 $P(H_1)$ 分别表示第一用户未出现和出现的概率, $P(H_0) + P(H_1) = 1$ 。由于 $C_0 > C_1$, 且 $\bar{P}_d$ 接近于1, 因此 R_1 接近于0, 系统有效吞吐量可简化为近似有效吞吐量为

$$R(\tau) \approx R_0(\varepsilon, \tau) = \frac{T-\tau}{T} C_0 (1 - P_f(\varepsilon, \tau)) P(H_0) \quad (8)$$

由于 Q 函数是减函数, 当感知时间变大, 在给定检测概率

下, 虚警概率会变小; 与此同时, 数据传输时间会变少。可见式(8)的值可能变大也可能变小, 认知用户吞吐量与感知时间的权衡就是在授权用户得到充分保护的条件下, 寻找到最优的感知时间 τ , 使认知系统的有效吞吐量最大。因此, 寻找最优感知时间的优化问题转换为

$$\begin{cases} \max: R(\tau) = R_0(\varepsilon, \tau) \\ \text{s. t. } P_d(\varepsilon, \tau) \geq \bar{P}_d \end{cases} \quad (9)$$

2 差分进化算法基本原理

DE 算法保留了基于种群的全局搜索策略, 采用实数编码和基于差分的简单变异操作以及一对一的竞争生存策略, 该算法原理简单且易于实现, 运行时间短且鲁棒性好, 已在函数优化、多目标问题等领域得到广泛应用^[6]。变异 (mutation)、交叉 (crossover) 和选择 (selection) 是该算法的三个基本操作。

首先采用均匀分布的随机函数 $\text{rand}()$, 在问题的可行解空间内随机生成初始种群 $X = [x_1, \dots, x_i, \dots, x_{\text{pop_size}}]'$, 其中, 第 i 个个体表示为 $x_i = [x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,D}]$, pop_size 为种群数目, D 是问题的维数。

1) 变异操作

对种群中某一个体的某个基因变异时, 首先通过 $\text{randint}()$ 函数在种群中随机选择三个与之不同的个体的对应基因, 对其中两个不同的基因矢量作差后乘以缩放比例因子再添加到第三个随机选择的个体基因矢量上。当变异第 i_1 个个体的第 j 个基因时操作为

$$x_{i_1,j}^{t+1} = x_{i_2,j}^t + F \cdot (x_{i_3,j}^t - x_{i_4,j}^t) \quad (10)$$

其中: t 代表第 t 代, F 为缩放比例因子, $(x_{i_3,j}^t - x_{i_4,j}^t)$ 称为父代的差分向量, 且有 i_2, i_3, i_4 各不相同, 且均与 i_1 不相等。

2) 交叉操作

由 $\text{randint}()$ 在 $1 \sim D$ 随机产生一个基因序号 r , 如果满足交叉条件 $(\text{rand}() \leq R) \text{ or } (r = j)$, 则用新基因代替旧基因; 其中 R 为交叉概率。

3) 选择操作

比较子代个体与父代个体的适应度, 用较优的个体替换对应父代个体, 从而产生新的个体。反复进行上述操作, 直到每个个体变异、交叉、选择完毕, 最终生成新的种群。用新种群重复上述操作, 直到达到最大迭代。DE 算法流程如图2所示。

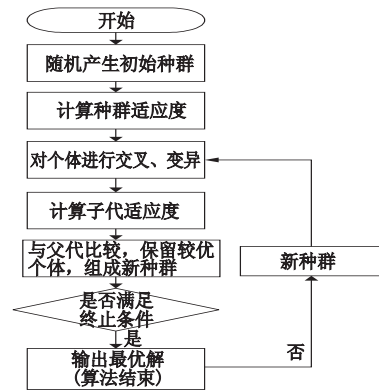


图2 DE算法流程

3 基于差分进化算法的有效吞吐量优化实现

有效吞吐量是感知时间的函数, 寻求最优感知时间, 使得认知吞吐量最大, 是一个函数寻优的问题。本文利用差分进化算法收敛速度快、全局搜索能力强等特点, 寻找到最优感知时

间,实现了有效吞吐量的优化,提升了收敛速度。用 DE 算法寻找最优感知时间的具体实现步骤如下:

a) 种群初始化。种群规模取为 pop_size ; 确定交叉概率 CR ; 算法迭代次数为 gen_max ; 将变量区间 $0.001 \sim 1$ 分成 45 个区间段,第 i 个区间段的上限 $\text{bounds}(i, 2)$ 和下限 $\text{bounds}(i, 1)$ 为

$$\begin{cases} \text{bounds}(i, 2) = 0.001 + 0.0002 \times i \\ \text{bounds}(i, 1) = 0.001 + 0.0002 \times (i - 1) \end{cases} \quad (11)$$

由随机函数 rand 随机产生初始种群 X , 按照式 (12)

$$X(i, j) = \text{bounds}(i, 1) + 0.0002 \times \text{rand} \quad (12)$$

依次计算第 i 个个体的第 j 个基因。0.0002 是种群中每个个体基因的步长。

b) 变异。首先确定变异因子为

$$F = 1 - 0.6 \times (t / \text{gen_max}) \quad (13)$$

针对种群中的第 i 个个体的第 j 个基因按式 (14) 进行变异。

$$y^{(t+1)}(i, j) = X^t(i, j_1) + F \cdot (X^t(i, j_2) - X^t(i, j_3)) \quad (14)$$

其中 j_1, j_2, j_3 由 $\text{randint}(3, 1, [1, D])$ 生成, 且 $j \neq j_1 \neq j_2 \neq j_3$ 。

c) 交叉。将种群 X 赋值给 X_2 ; 然后由 $\text{randint}(1, 1, [1, D])$ 产生基因序列号 j_4 ; 如果满足交叉条件 ($\text{rand}() \leq CR$) or ($j_4 = j$), 则将 X_2 中的第 i 个个体的第 j 个基因用 $y^{(t+1)}(i, j)$ 替换。重复步骤 b) ~ c), 直到第 i 个个体的每个基因都完成变异、交叉。

d) 选择。首先按照适应度式 (8) 依次计算 X_2 的第 i 个个体的每个基因的适应度; 然后与父代 X 的第 i 个个体的对应基因的适应度作比较, 如果该适应度大于父代对应个体的基因的适应度, 则用该基因 $X_2(i, j)$ 替换 X 中的第 i 个个体的对应基因 $X(i, j)$ 。重复步骤 b) ~ d), 直到种群中所有个体都完成变异、交叉、选择, 则完成一次迭代, 生成了一个新种群 X 。

e) 用新产生的种群 X 作为父代种群, 重复步骤 b) ~ e), 直到达到最大迭代次数, 输出最优感知时间和对应的最大有效吞吐量, 结束算法循环。

4 实验仿真与结果分析

为验证本文提出算法的有效性和先进性, 这里进行了仿真实验, 并与目前效果最好的文献 [4] 提出的 Monte Carlo 方法进行了比较。仿真实验是在硬件配置为 Pentium® Dual-Core CPU 3.19 GHz、1.96 GB 内存的计算机上运行。主程序采用 MATLAB 7.0 编写。

系统仿真实验所用到的相关参数设置如下:

$$\begin{aligned} P(H_0) &= 0.2, \overline{P_d} = 0.95, f_s = 6 \text{ MHz}, \text{SNR}_p = -15 \text{ dB}, \text{SNR}_s = 20 \text{ dB}, \\ T &= 200 \text{ ms}, \text{pop_size} = 45, D = 20, CR = 0.5, \text{gen_max} = 20 \end{aligned}$$

为了消除随机性对算法评价的不良影响, 本文将整个变量区间分成 45 个小区间段, 在每个区间内随机产生 20 个变量, 分别迭代 20 次来获得最大吞吐量。实验仿真得到的收敛精度曲线如图 3 所示, 收敛速度曲线如图 4 所示。

由图 3 可以看出, 差分进化算法和 Monte Carlo 方法最大有效吞吐量所对应的最优感知时间大约都是 3.8 ms, 此时 Monte Carlo 方法得到的最大有效吞吐量为 5.194 7 (bps/Hz), 差分进化算法得到的最大有效吞吐量为 5.194 8 (bps/Hz), 说明本文算法得到的吞吐量最优值与 Monte Carlo 方法相似, 已经很接近理论值。因此本文算法所获得的收敛精度较为理想。

由图 4 中可以看出, 算法寻优过程中在得到各个最优感知时间时, 差分进化算法的收敛速度要比 Monte Carlo 方法快

很多。Monte Carlo 方法在寻找最优感知时间时总的时间花销为 51.447 7 s, 差分进化算法总的时间花销为 2.259 5 s, 比 Monte Carlo 方法收敛速度快大约 23 倍, 计算时间复杂度相对降低。由此可见, 本文算法在保证收敛精度的前提下, 大大提高了收敛速度, 增强了算法的实时性, 这是本算法的最大优势。

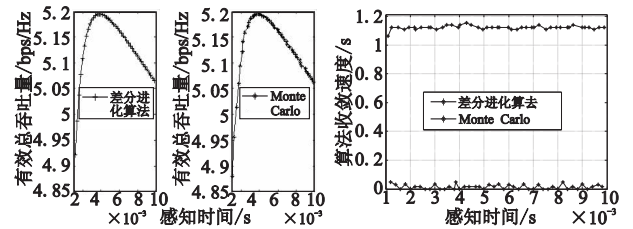


图3 差分进化算法与 Monte Carlo 有效吞吐量仿真比较

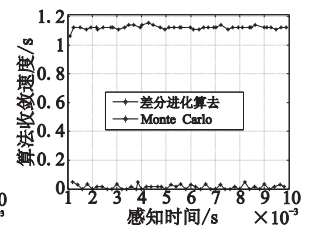


图4 差分进化算法与 Monte Carlo 收敛时间比较

5 结束语

本文将差分进化算法引入认知用户有效吞吐量优化中, 利用差分进化具有收敛速度快、全局寻优能力强、操作简单等优点实现了最优感知时间的选取。从实验仿真结果可以看出, 本文算法在一定帧长下可获得最优的感知时间, 使第一用户得到充分保护的条件下, 认知系统的吞吐量达到最大。最为重要的是本文算法大大提高了算法收敛速度, 增强了算法的实时性, 在通信系统的实际应用中具有一定的推广价值。

参考文献:

- [1] 薛峰. 认知无线电系统频谱感知技术研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2010.
- [2] 马志鑫, 曹志刚. 分布式认知无线网络用户有效吞吐量的优化[J]. 清华大学学报, 2008, 48(4): 506-509.
- [3] HAYKIN S. Cognitive radio: brain-empowered wireless communications[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2005, 23(2): 201-202.
- [4] 夏木泉. 感知无线电用户有效吞吐量的优化[J]. 计算机应用与软件, 2010, 27(3): 222-223, 248.
- [5] ZHI Quan, CUI Shu-guang, SAYED A H, et al. Wideband spectrum sensing in cognitive radio networks[C]//Proc of IEEE International Conference on Communications. 2008: 901-906.
- [6] 毕晓君, 王义新. 多模态函数优化的拥挤差分进化算法[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2011, 32(2): 223-227.
- [7] GANESAN G, LI Y. Agility improvement through cooperative diversity in cognitive radio[C]//Proc of IEEE Global Telecommunications Conference. New York: IEEE Press, 2005: 2505-2509.
- [8] GANESAN G, LI Y. Cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks[C]//Proc of the 1st IEEE International Symposium on Dynamic Spectrum Access Network. 2005: 137-143.
- [9] DIGHAM F F, ALOUINI M S, SIMON M K. On the energy detection of unknown signals over fading channels[J]. IEEE Trans on Communications, 2007, 55(1): 21-24.
- [10] 刘婷婷, 王建新, 束锋. 合作频谱感知吞吐量和感知时间关系的研究[J]. 现代雷达, 2009, 31(5): 75-78.
- [11] WEI Zhang, MALLIK R K, BEN L K. Cooperative spectrum sensing optimization in cognitive radio networks[C]//Proc of IEEE International Conference on Communications. 2008: 3411-3415.