

基于多种群进化与粒子群优化混合的频谱分配算法

王俊铭 刘佳琦 陈志刚 郭霖
(中南大学软件学院 长沙 410075)

摘要 为了解决认知无线网络中的频谱分配问题,提出一种基于多种群进化与粒子群优化混合的频谱分配算法。它采用图论着色模型,首先使用遗传算法将多个种群进行独立进化,以提高种群的全局搜索能力;然后选出每个种群中的最优的个体作为粒子群优化的粒子,并通过控制每个粒子的初始速度方向来加快算法的收敛速度。最后以系统总收益最大化和用户间的公平性为优化目标与遗传算法和粒子群算法进行了对比实验,仿真结果表明,该算法在收敛速度、认知用户接入公平性和系统总收益3个方面的性能均优于遗传算法和粒子群算法。

关键词 认知无线网络,频谱分配,粒子群算法,遗传算法,系统总收益

中图分类号 TP393 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.4.005

Spectrum Allocation Algorithm Based on Hybrid Multigroup Evolution and Particle Swarm Optimization

WANG Jun-ming LIU Jia-qi CHEN Zhi-gang GUO Lin
(School of Software, Central South University, Changsha 410075, China)

Abstract In order to solve the spectrum allocation problem in cognitive wireless network, a spectrum allocation algorithm based on multigroup evolution and particle swarm optimization hybrid was proposed in this paper. It uses graph coloring model, and makes multiple populations evolve independently by genetic algorithm in order to improve global search capability of populations first. Then it selects the optimal particle of each individual population as a particle particle swarm optimization, and controls the direction of the initial velocity of each particle to speed up the convergence rate. Finally, the maximum benefit and the fairness among users were taken as the optimization goal to compare with genetic algorithm and particle swarm optimization by simulation experiment. The experimental results show that the algorithm is better than genetic algorithm and particle swarm optimization in convergence speed, cognitive user access fairness and total system efficiency.

Keywords Cognitive radio network, Spectrum allocation, Particle swarm optimization algorithm, Genetic algorithm, System benefit

1 引言

随着社会经济的发展,人们对无线通讯业务的需求不断增长,而可用的无线频谱资源十分有限, Mitola 等人于 1999 年提出的认知无线电的概念为提高频谱资源利用率提供了重要的解决方向。在认知无线网络中,非授权用户(也称认知用户或次用户)在获得授权用户(也称主用户)许可并且不干扰授权用户正常通信的情况下,可以动态地接入空闲频谱,从而提高频谱资源的利用率。因此,怎样合理分配空闲频谱,满足用户需求,成为认知无线网络中的一个热点问题。

为了解决认知无线网络的频谱分配问题,国内外许多专家和学者做了大量的研究工作,借鉴一些经典的数学和微观经济学的理论,提出了很多频谱分配模型。现有的频谱分配模型有博弈论模型^[1]、定价拍卖模型^[2]、干扰温度模型^[3]和图

论着色模型^[4,5]等。博弈论模型和定价拍卖模型虽然能对频谱资源进行较好的量化,但是存在用户间恶意竞争且难以实现等问题。图论着色模型将认知无线电的频谱分配问题抽象成一个无向加权图的着色问题,执行起来比较简单,且收敛速度快,具有较强的可扩展性。近年来,有些学者将一些经典智能计算方法引入到认知无线电的频谱分配问题中,如蚁群算法^[6]、蛙跳算法^[7]、遗传算法(Genetic Algorithms, GA)^[8]、粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)^[9]、人工蜂群算法^[10]等。文献[8]提出将遗传算法引入到频谱分配问题中,这种方法全局搜索能力强,但是收敛速度较慢。文献[9]采用了粒子群算法求解频谱分配问题,收敛速度比较快,但是容易陷入局部最优解。这些方法都受收敛速度和寻优性能两方面矛盾的制约,很难在较短的时间内搜索到最优解。

基于此,本文结合粒子群算法和遗传算法的优点,提出了

到稿日期:2015-06-10 返修日期:2015-07-28 本文受国家自然科学基金(61379057,61309001,61379110,61103202),国家重点基础研究发展计划(973 计划)(2014CB046305),教育部博士点基金新教师类(20110162120046),中南大学中央高校基本科研业务费专项资金(2015zzts232)资助。

王俊铭(1992-),女,硕士生,主要研究方向为认知无线网络, E-mail: 2471790354@qq.com; 刘佳琦(1983-),女,讲师,硕士生导师,主要研究方向为网络与移动计算、分布式系统, E-mail: liujiaqi@csu.edu.cn; 陈志刚(1964-),男,教授,博士生导师,主要研究方向为可信计算、网络与分布式计算; 郭霖(1990-),男,硕士生,主要研究方向为认知无线网络。

一种新的基于多种群进化与粒子群优化混合 (hybrid Multi-group Evolution and Particle Swarm Optimization, MEPS) 的频谱分配方法,以求在有限的时间内解得认知无线电频谱的最优分配方案。仿真实验表明,MEPS 算法在求解认知无线网络的频谱分配问题时更具有优越性和有效性。

2 认知无线网络的频谱分配问题

2.1 认知无线网络的频谱分配模型

在对认知无线网络频谱分配时需要考虑 3 方面的问题:1)认知用户对授权用户的干扰;2)认知用户相互之间的干扰;3)整个认知无线系统的总收益以及认知用户间的公平性。本文将认知无线网络的频谱分配问题抽象为图的着色问题。

假设在一个 $X \times Y$ 的平面区域中随机分布着 P 个授权用户和 N 个认知用户,网络系统中分布着 M 个完全正交的可用频谱,认知用户在不对其他用户(包括授权用户和认知用户)产生干扰的情况下可以同时使用多个频谱。授权用户 p ($p=1,2,3,\dots,P$)和认知用户 n ($n=1,2,3,\dots,N$)在频谱 m ($m=1,2,3,\dots,M$)上的覆盖区域分别是以身为圆心、 $dp_{m,p}$ 及 $dn_{m,n}$ 为半径的圆形区域。假设各个用户之间的干扰仅由距离决定,当认知用户 n 和认知用户 k ($1 \leq k \leq N$)在某个频谱上的覆盖区域存在交集时,认为认知用户 n 和 k 之间存在干扰,即认知用户 n 和 k 不能同时使用这个频谱。如图 1 所示,当授权用户 p 没有进行通信时,认知用户 1 和认知用户 3 或者认知用户 2 和认知用户 3 都可以同时接入频谱 m ,而认知用户 1 与认知用户 2 在同时接入频谱 m 时会产生干扰。

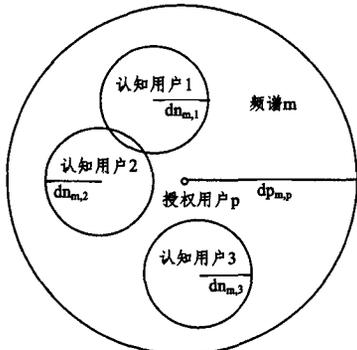


图 1 认知无线网络频谱覆盖

将以上假设转化成图的着色问题就是对无向加权图 $G=(V,E_C,L_B)$ 的着色, V 代表 G 的顶点,是认知无线网络中认知用户的集合; E_C 是图的边的集合,每条边代表认知用户在使用某一频谱时与它相邻用户之间的干扰约束关系; L_B 代表每个顶点的颜色列表和权重,表示认知用户对频谱的可用性及其收益权重。

2.2 认知无线网络的频谱分配矩阵

根据图着色理论来描述认知无线网络的频谱分配模型,本文引入了可用频谱矩阵 L (Leisure)、收益矩阵 B (Benefit)、干扰矩阵 C (Constraint)、无干扰分配矩阵 A (Allocation)。假设频谱分配周期相对于频谱变化的周期很短,可以认为频谱分配周期内各个矩阵保持不变,假设某小区内 N 个认知用户, M 个可用频谱。各矩阵定义如下:

定义 1(可用频谱矩阵 L) 通过可用频谱矩阵描述频谱与认知用户之间的可用关系,可用频谱矩阵定义为:

$$L = \{l_{n,m} | l_{n,m} \in \{0,1\}\}_{N \times M}, 1 \leq n \leq N, 1 \leq m \leq M$$

$l_{n,m}=0$ 表示频谱 m 对认知用户 n 不可用;反之, $l_{n,m}=1$ 则表示频谱 m 对认知用户 n 是可用的。

定义 2(收益矩阵 B) 定义收益矩阵来描述认知用户 n ($1 \leq n \leq N$)使用不同的可用频谱 m ($1 \leq m \leq M$)所带来的收益。具体定义为:

$$B = \{b_{n,m} | b_{n,m} \geq 0\}_{N \times M}$$

若认知用户无法接入频谱 m ,即 $l_{n,m}=0$,必有 $b_{n,m}=0$ 。

定义 3(干扰矩阵 C) 对于某一个可用的频谱 m ,不同的认知用户都可能使用这个频谱,这样认知用户之间就可能产生干扰,可以用三维的干扰矩阵 C 来表示认知用户之间的干扰:

$$C = \{c_{n,k,m} | c_{n,k,m} \in \{0,1\}\}_{N \times N \times M}$$

其中, $c_{n,k,m}=1$ 时表示认知用户 n 和认知用户 k 同时使用频谱 m 时会产生干扰;反之, $c_{n,k,m}=0$ 则表示认知用户 n 与 k 可以同时使用频谱 m 且不会产生干扰。另外,当 $n=k$ 且频谱 m 对认知用户 n 可用时,定义 $c_{n,k,m}=0$ 。

定义 4(无干扰分配矩阵 A) 将可用、无干扰的频谱分配给认知用户,用无干扰分配矩阵 A 表示最终的分配结果,具体表示为:

$$A = \{a_{n,m} | a_{n,m} \in \{0,1\}\}_{N \times M}$$

其中, $a_{n,m}=1$ 表示频谱 m 被分配给认知用户 n 使用。此外,无干扰分配矩阵 A 必须满足干扰矩阵 C 定义的约束条件:

$$a_{n,m} * a_{k,m} = 0, \text{ if } c_{n,k,m} = 1, \forall n, k < N, m < M$$

分析以上定义和描述可知,满足上述条件的矩阵 A 有很多,用 $\Delta(L,C)_{N,M}$ 表示所有满足分配限制条件的无干扰分配矩阵 A 的集合。频谱分配算法就是要依据一定的分配准则和目标,从 $\Delta(L,C)_{N,M}$ 中找出最佳的频谱分配方法,即得到最优的无干扰分配矩阵 $A^*_{N,M}$ 。本文通过以下两种形式来衡量 $A^*_{N,M}$ 是否为所求的满足条件的最优无干扰分配矩阵。

1) 最大化系统总收益,其目标是使整个小区内所有认知用户取得的收益总和最大化,系统总收益可表示为:

$$U = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M a_{n,m} * b_{n,m} \quad (1)$$

则由此将最大化系统总收益表示为:

$$U_{\max} = \max \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M a_{n,m} * b_{n,m} \quad (2)$$

2) 最大化公平性,其目标是保证分配过程中认知用户之间的公平性。用户的公平性度量函数表示为:

$$U_{\text{fair}} = \left(\prod_{n=1}^N \sum_{m=1}^M a_{n,m} * b_{n,m} \right)^{\frac{1}{N}} \quad (3)$$

3 基于 MEPS 算法的认知无线频谱分配

本文讨论的 MEPS 算法是一种基于多种群进化与粒子群优化混合的算法,综合遗传算法和粒子群算法的优势与不足,取长补短,以求更快地得到全局最优解。首先在 D 维空间中随机初始化一系列独立种群,由遗传算法进化一定的代数,进行选择、交叉、变异操作,选出每个种群中最优的个体,发挥遗传算法的全局搜索能力;然后对选出的优秀个体组成的种群采用粒子群算法进化,加快种群的收敛速度。

3.1 编码方式

本文的编码采用实数编码,可以直接使用问题变量进行编码,不必考虑复杂的编码与解码过程,降低了算法实现的复杂度,同时又提高了算法的执行效率^[11],更有利于大空间搜

索。尤其在处理本文中基于多个独立种群的混合算法进行优化的问题时,更能体现实数编码的优势。

假设在随机初始化的 Z 个种群中共有 z 个粒子,粒子记为 $x_i (i=0,1,2,\dots,z-1)$,粒子的某一维分量记为 $x_{id} (d=0,1,2,\dots,D-1)$,在遗传算法和粒子群算法进化过程中的最大迭代代数均为 T ,每个粒子都看作是认知无线网络中频谱分配问题的一个可行解,粒子 x_i 的染色体编码表示为 $X_i^{(t)} = (x_{i,0}^{(t)}, x_{i,1}^{(t)}, x_{i,2}^{(t)}, \dots, x_{i,D-1}^{(t)})$, $t \in \{1,2,3,\dots,T\}$,解的优劣由适应度值的大小来评价。在迭代中,追踪种群历史最优个体记为 I_g ,其适应度值为 p_g 。

3.2 适应度函数设计

在遗传算法中,适应度函数是描述种群中染色体优劣的重要指标,函数值越大表示染色体越优秀,适应度函数的选取直接影响到算法的收敛速度以及能否找到最优解。

考虑到本文认知无线网络频谱分配的目标是获得最大的系统总收益并保证用户的公平性,设 α 为系统总收益的系数, β 为用户公平性度量的系数,将粒子 x_i 的适应度函数定义为:

$$F(x_i) = \alpha * U + \beta * U_{fair} \quad (4)$$

3.3 遗传算法具体操作

遗传算法中包括 3 个基本操作:选择操作、交叉操作和变异操作。选择操作就是在已知粒子的适应度值的情况下,依照一定的规则选择适应度值较高的个体作为子代种群。交叉操作就是将两个父代个体的部分结构加以替换,生成两个新个体的过程,在遗传算法中起核心作用,通过交叉可以提高遗传算法的全局搜索能力。变异操作能够维持群体的多样性并且防止出现早熟现象,决定了遗传算法的局部随机搜索能力^[12]。

通过轮盘赌的方法选出中间代的 Z 个粒子,粒子的适应度值越大,其被选中的概率就越高,定义粒子 x_i 被选中的概率 p_i 为:

$$p_i = \frac{F(x_i)}{\sum_{i=1}^N F(x_i)} \quad (5)$$

将选出的中间代粒子 x_i, x_j 进行线性交叉,生成新一代粒子 x_i', x_j' ,采用算术交叉来实现,生成的新一代粒子可以在父代个体周围进行搜索。算术交叉方程如下:

$$\begin{cases} x_i' = \lambda * x_j + (1-\lambda) * x_i \\ x_j' = \lambda * x_i + (1-\lambda) * x_j \end{cases} \quad (6)$$

其中,当 λ 是常量时,即为均匀算术交叉,当 λ 随着迭代代数变化时,即为非均匀算术交叉。

变异操作采用高斯变异,它是一种比较常用的变异算子,具有正态分布的特性,可以对变异个体的附近区域进行重点搜索^[11]。由高斯变异的特性可知,变异是一个小概率事件。随机选取要进行变异的个体 $x_i = [x_{i0}, x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{i(D-1)}]$,确定 D 个服从均值为 0、方差是 $\sigma_d (d=0,1,2,\dots,D-1)$ 的正态分布的随机变量 $N(0, \sigma_d)$,高斯变异方程如下:

$$x_{id} = x_{id} + N(0, \sigma_d) \quad (7)$$

在每次迭代完成后找出当前代中的最优个体,如果它的适应度值大于历史最优个体的适应度值,则替换历史最优个体及适应度值 p_g ;否则就用 I_g 替换掉当前代中任意一个个体。

3.4 粒子群算法具体操作

在粒子群优化算法中,整个搜索过程追踪全部粒子搜索到的历史最优值 I_g 以及粒子 x_i 迄今为止所达到的最优解 p_i 。同时,为了加快寻优速度,对标准的粒子群算法做了一些改进。对粒子的速度初始化时,不再令速度区间为 $[V_{\min}, V_{\max}]$ (V_{\min}, V_{\max} 分别表示粒子最小速度和粒子最大速度),而是控制粒子速度的每一维方向同时为正或者同时为负,即同时在 $[0, V_{\max}]$ 或者 $[-V_{\max}, 0]$ 的范围内,那么这时粒子的运动区域就大大减小,更有利于粒子在附近进行精确的局部搜索,加快种群收敛速度,从而更快地找到全局最优解。假设粒子 x_i 的位置表示为 $X_i = [X_{i0}, X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{i(D-1)}]$,速度 $V_i = [V_{i0}, V_{i1}, V_{i2}, \dots, V_{i(D-1)}]$,在满足以上约束的同时,迭代 t 次后粒子的速度与位置更新公式为:

$$\begin{cases} v_{id}^{t+1} = \omega v_{id}^t + c_1 \xi (p_{id}^t - x_{id}^t) + c_2 \eta (p_{gd}^t - x_{id}^t) \\ x_{id}^{t+1} = x_{id}^t + v_{id}^{t+1} \end{cases} \quad (8)$$

其中, ω 为惯性权重, c_1 为粒子跟踪自身迄今为止所达到的最优解的权重系数, c_2 为粒子跟踪种群历史最优解的权重系数, ξ, η 为 $[0, 1]$ 内均匀分布的随机数。

3.5 算法的基本实现

本文的认知无线网络频谱分配问题描述为:在已知可用频谱矩阵 L 、收益矩阵 B 、干扰矩阵 C 的情况下,如何找到最优的无干扰分配矩阵 $A_{N,M}$,得到认知用户之间相对公平的系系统最大总收益 U_{\max} 。本文设计的基于多种群进化与粒子群优化混合算法的频谱分配算法的基本步骤如下:

步骤 1 初始化。随机初始化 N 个独立种群,设置算法的相关参数,并生成可用频谱矩阵 L 、收益矩阵 B 和干扰矩阵 C 。

步骤 2 遗传算法进化。对 N 个独立种群运用遗传算法进化 T 代,用式(5)~式(7)分别进行选择、交叉、变异操作,并用式(4)计算粒子的适应度值。

步骤 3 粒子群算法初始化。遗传算法迭代 T 代以后,取每个独立种群中最优秀的个体组成由粒子群优化算法进化的种群,用符合约束条件的式(8)对这些粒子的速度和位置初始化。

步骤 4 粒子群算法进化。对选出的优秀子群采用改进的粒子群算法进化一定的代数,如果结果达到预定的收敛效果,则根据历史最优个体 I_g 输出当前频谱最优的无干扰分配矩阵 $A_{N,M}$,否则转到步骤 5。

步骤 5 随机从采用粒子群优化算法进化后的种群中抽取 h 个粒子的个体历史最优值,替换最初每个独立种群中的 h 个个体,然后转到步骤 2。

4 仿真实验与结果分析

4.1 实验参数设置

为了验证在求解认知无线网络频谱分配问题时 MEPS 算法的有效性,本文在 Matlab R2014a 平台上进行仿真实验,采用文献[4]中的网络拓扑结构,分别从算法收敛速度、认知用户接入公平性、系统总收益 3 个方面入手,与 PSO 算法和 GA 算法进行对比。系统总收益和认知用户的公平性分别用式(1)和式(3)来计算。实验中 MEPS 算法的参数 $\alpha=0.1$, $\beta=0.1$, $\lambda=0.5$,且每次迭代过程中 PSO 算法和 GA 算法各运行 15 次,替换粒子的数目 $h=2$,其余参数设置见表 1。

表 1 仿真参数

参数名	参数值
认知用户数(N)	8~24
空闲频谱数(M)	10~26
独立种群个数(C)	20
每个种群粒子数	25
可用频谱矩阵L	随机生成的0,1二元矩阵
收益矩阵B	矩阵中每个元素取值为[0,10]之间的随机自然数
干扰矩阵C	$n=k$ 时, $c_{n,k,m}=1-l_{n,m}$,其它元素为随机生成的0,1
最大迭代代数T	200
惯性权重 ω	0.5
权重系数 c_1, c_2	均为2
V_{max}	5

4.2 仿真结果与分析

比较 $N=12, M=24$ 时 GA 算法、PSO 算法和 MEPS 算法的迭代速度,如图 2 所示。开始时,系统的总收益随着迭代次数的增加而增大,MEPS 算法在 60 代左右时,系统总收益达到最大,即此时为认知无线网络频谱分配问题的最优解,此后系统总收益几乎不再增加;而 GA 算法和 PSO 算法分别在迭代第 105 代和第 75 代时系统总收益才达到最大值,且其值低于采用 MEPS 算法时所得的最大值。这是因为 MEPS 算法综合了 GA 算法的全局搜索能力和 PSO 算法的收敛速度,不仅可以跳出局部最优解找到全局最优解,而且由于钳制了 PSO 算法的初速度,可以更快收敛到全局最优。

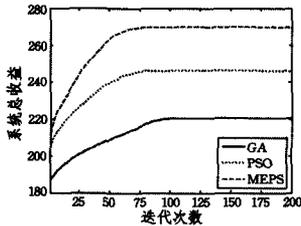


图 2 3 种算法的收敛速度对比

当 $N=12$ 时,随着可用频谱数的增加,系统的总收益和系统的公平性变化如图 3、图 4 所示。由图 3 可知,可用频谱数增加时,用户之间的干扰减小,系统的总收益就随之增加,且采用 MEPS 算法的频谱分配方案的系统总收益大于采用 GA 算法和 PSO 算法的总收益。在图 4 中,系统公平性随着可用频谱数的增加而变大,且 MEPS 算法的系统公平性大于 GA 算法和 PSO 算法。实验结果表明,当可用频谱数增加时,由于 MEPS 算法采用多个种群进化,且每次均选择适应度较高的粒子进行交叉和变异,其系统总收益和系统公平性都比 GA 算法和 PSO 算法高,因此 MEPS 算法比 GA 算法和 PSO 算法更加有利于实现认知无线网络系统的公平性和收益的最大化。

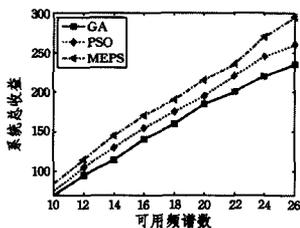


图 3 可用频谱数对系统总收益的影响

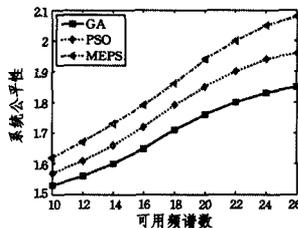


图 4 可用频谱数对系统公平性的影响

当 $M=16$ 时,系统总收益和系统公平性与用户数之间的变化关系如图 5、图 6 所示。当认知用户数增加时,系统总收益随之增大,但是用户之间的干扰也会随着用户数的增加而增大,所以如图 5 所示,尽管系统总收益会随着用户数的增加

而增加,但是增加的速率越来越慢,由于 MEPS 算法的全局搜索能力强,因此 MEPS 算法依然能在此时获得较高的系统收益。频谱总数不变,用户数增加时,用户之间的竞争就越来越激烈,用户之间的干扰增大,系统的公平性降低,如图 6 所示。由于 MEPS 算法进化时选择适应度值较高的粒子,其公平性度量也就相对较高,因此在相同的情况下,系统可以获得高于遗传算法与 PSO 算法的公平性度量。实验结果表明,当认知用户增加时,MEPS 算法比 GA 算法和 PSO 算法更加有利于实现认知无线网络系统的公平性和收益的最大化。

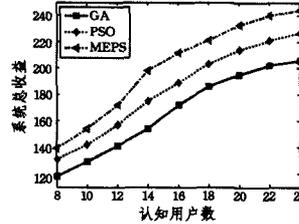


图 5 认知用户数对系统总收益的影响

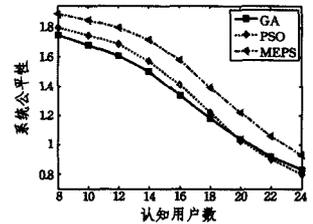


图 6 认知用户数对系统公平性的影响

结束语 如何对认知无线网络中的频谱进行合理有效的分配是实现动态频谱接入技术的关键。本文将频谱分配问题表示为一个图的着色问题,采用多个种群进化,引入遗传算法和粒子群算法的特性求解该问题,提出一种全新的频谱分配方法,并分别与遗传算法和粒子群算法在 3 个方面进行比较。仿真实验结果表明,本文算法在实现认知无线网络中的频谱分配时具有更好的性能。

参考文献

- [1] Niyato D, Hossain E. Competitive spectrum sharing in cognitive radio networks; A dynamic game approach [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2008, 7(7): 2651-2660
- [2] Huang J, Berry R, Honig M L. Auction-based spectrum sharing [J]. ACM Mobile Networks and Applications, 2006, 11(3): 405-418
- [3] Clancy T C. Dynamic spectrum access using the interference temperature model [J]. Annales des Telecommunications/Annals of Telecommunications, 2009, 64(8): 573-592
- [4] Peng Chun-yi, Zheng Hai-tao, Zhao Ben Y. Utilization and fairness in spectrum assignment for opportunistic spectrum access [J]. Mobile Networks and Applications, 2006, 11(4): 555-576
- [5] Liao C L, Chen J, Tang Y X. Cognitive radio spectrum allocation algorithm in parallel [J]. Journal of Electronics & Information, 2007, 29(7): 1608-1611
- [6] Koroupi F, Talebi S, Salehinejad H. Cognitive radio networks spectrum allocation; An ACS perspective [J]. Scientia Iranica, 2012, 19(3): 767-773
- [7] Peng Zhen, Zhao Zhi-jin, Zheng Shi-lian. Cognitive radio spectrum assignment based on shuffled frog leaping algorithm [J]. Computer Engineering, 2010, 36(6): 13-15 (in Chinese)
- 彭振, 赵仕链, 郑仕链. 基于混合蛙跳算法的认知无线电频谱分配 [J]. 计算机工程, 2010, 36(6): 13-15
- [8] Wang Xiao-fei, Zhang Xi, Chen Yue-bing, et al. Spectrum Assignment Algorithm Based on Clonal Selection in Cognitive Radio Networks [J]. Advanced Materials Research, 2012, 457: 931-939
- [9] Zhang Bei-wei, Zhu Yun-long, Hu Kun-yuan. Spectrum assignment based on particle swarm optimization for cognitive radio

- [J]. Journal of Computer Applications, 2011, 32(12): 3184-3214 (in Chinese)
- 张北伟, 朱云龙, 胡琨元. 基于粒子群算法的认知无线电频谱分配算法[J]. 计算机应用, 2011, 32(12): 3184-3214
- [10] Wu Jing, Li Yi, Liu Gang, et al. Joint power and spectrum allocation in multi-hop cognitive radio networks [J]. The Journal of China Universities of Posts and Telecommunications, 2014, 21(2): 9-14
- [11] Tian Xiao-mei, Gong Jing. On Overview of Real-Coded Genetic Algorithm[J]. Journal of Hunan Environment-Biological Polytechnic, 2005, 11(1): 25-31 (in Chinese)
- 田小梅, 龚静. 实数编码遗传算法的评述[J]. 湖南环境生物职业技术学院学报, 2005, 11(1): 25-31
- [12] Yang Tie-jun, Lin Pei-pei. Spectrum Allocation Based on Improved Genetic Algorithm in Cognitive Radio System[J]. Computer Simulation, 2014, 31(2): 250-254 (in Chinese)
- 杨铁军, 林培培. 改进遗传算法的认知无线电频谱分配[J]. 计算机仿真, 2014, 31(2): 250-254
- [13] Zhuo Zhi-hong. Spectrum Allocation of Cognitive Radio System Based on Catfish Effect Particle Swarm Optimization Algorithm [J]. Video Engineering, 2014, 38(7): 145-189 (in Chinese)
- 卓志宏. 基于鲶鱼粒子群算法的认知无线电频谱分配[J]. 电视技术, 2014, 38(7): 145-189
- [14] Zhang Li-ying, Zeng Zhi-wen, Chen Zhi-gang, et al. Spectrum Allocation Algorithm Based on Constraint Operator of Binary Particle Swarm in the Cognitive Wireless Networks [J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2013, 6(6): 1226-1229
- [15] Wang Bei-bei, Liu K, Ray J. Advances in Cognitive Radio Networks; A Survey[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2013, 5(1): 5-23
-
- (上接第 6 页)
- [33] Xie Hong-wei, Gu Tao, Tao Xian-ping, et al. MaLoc: A practical Magnetic Fingerprinting Approach to Indoor Localization using Smartphones [C]//Proceedings of the 2014 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing. ACM, 2014: 243-253
- [34] Adib F, Kabelac Z, Katabi D, et al. 3D Tracking via Body Radio Reflections [C]//Proceedings of the 11th USENIX Symposium on Networked Systems Design and Implementation. USENIX, 2014: 317-329
- [35] Rehman W U, Lara E D, Saroiu S. CILoS: A CDMA Indoor Localization System [C]//Proceedings of the 10th International Conference on Ubiquitous Computing. ACM, 2008: 104-113
- [36] Qiang Xu, Gerber A, Pang J, et al. AccuLoc: Practical Localization of Performance Measurements in 3G Networks [C]//Proceedings of the 9th International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services. ACM, 2011: 183-196
- [37] Li Fan, Zhao Chun-shui, Ding Guan-zhong, et al. A Reliable and Accurate Indoor Localization Method Using Phone Inertial Sensors [C]//Proceedings of the 2012 ACM Conference on Ubiquitous Computing. ACM, 2012: 421-430
- [38] Qian J, Ma J, Ying R, et al. An improved indoor localization method using smartphone inertial sensors [C]//2013 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN). IEEE, 2013: 1-7
- [39] Török A, Nagy A, Kováts L, et al. DREAR – Towards Infrastructure-free Indoor Localization via Dead-Reckoning Enhanced with Activity Recognition [C]//2014 Eighth International Conference on Generation Mobile Applications, Services and Technologies. IEEE, 2014: 106-111
- [40] Lan K C, Shih W Y. Using Smart-Phones and Floor Plans for Indoor Location Tracking [J]. IEEE Transactions on Human-Machin Systems, 2014, 44(2): 211-221
- [41] Dang C, Sezaki K, Iwai M. DECL: A circular inference method for indoor pedestrian localization using phone inertial sensors [C]//2014 Seventh International Conference on Mobile Computing and Ubiquitous Networking (ICMU). IEEE, 2014: 117-122
- [42] Liu Y, Dashti M, Zhang J. Indoor localization on mobile phone platforms using embedded inertial sensors [C]//2013 10th Workshop on Positioning Navigation and Communication (WPNC). IEEE, 2013: 1-5
- [43] Azizyan M, Constandache I, Choudhury R R. SurroundSense: mobile phone localization via ambience fingerprinting [C]//Proceedings of the 15th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. ACM, 2009: 261-272
- [44] Subbu K P, Gozick B, Dantu R. LocateMe: Magnetic-fields-based Indoor localization using smartphones [J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST), 2013, 4(4): 99-103
- [45] Mirowski P, Ho T K, Yi S, et al. SignalSLAM: simultaneous localization and mapping with mixed wifi, bluetooth, LTE and magnetic signals [C]//2013 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN). IEEE, 2013: 1-10
- [46] Shen G, Chen Z, Zhang P, et al. Walkie-markie: indoor pathway mapping made easy [C]//Proceedings of the 10th USENIX conference on Networked Systems Design and Implementation. USENIX Association, 2013: 85-98
- [47] Gao R, Zhao M, Ye T, et al. Jigsaw: Indoor floor plan reconstruction via mobile crowdsensing [C]//Proceedings of the 20th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. ACM, 2014: 249-260
- [48] Robertson P, Angermann M, Krach B. Simultaneous localization and mapping for pedestrians using only foot-mounted inertial sensors [C]//Proceedings of the 11th International Conference on Ubiquitous Computing. ACM, 2009: 93-96
- [49] Kuo Y S, Pannuto P, Hsiao K J, et al. Luxapose: Indoor positioning with mobile phones and visible light [C]//Proceedings of the 20th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. ACM, 2014: 447-458
- [50] Iftekhar M S, Mondal R K, Le N T, et al. Simple method for indoor localization in OCC using smart phone image sensor [C]//2014 Sixth International Conf on Ubiquitous and Future Networks (ICUFN). IEEE, 2014: 55-58
- [51] Niu X, Li M, Cui X, et al. WTrack: HMM-based walk pattern recognition and indoor pedestrian tracking using phone inertial sensors [J]. Personal and Ubiquitous Computing, 2014, 18(8): 1901-1915
- [52] Naguib A, Pakzad P, Palanki R, et al. Scalable and accurate indoor positioning on mobile devices [C]//2013 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN). IEEE, 2013: 1-10
- [53] Huang W Ch, Xiong Y, Li X Y, et al. Shake and walk: Acoustic direction finding and fine-grained indoor localization using smartphones [C]//2014 Proceedings IEEE INFOCOM. IEEE, 2014: 370-378