

# 应用案例推理技术的快速认知引擎

赖海超<sup>1</sup> 赵知劲<sup>1,2</sup> 郑仕链<sup>2</sup>

(1. 杭州电子科技大学通信工程学院, 浙江 杭州 310018;

2. 中国电子科技集团第 36 研究所通信系统信息控制技术国家级重点实验室, 浙江 嘉兴 314001)

**摘 要:** 认知引擎必须根据外界无线环境的变化和用户需求, 快速自适应调整无线电参数。本文选取一定比例粒子群个体按选定匹配案例的参数配置进行初始化, 其余个体随机初始化, 这样使粒子群优化算法的粒子在搜索初期就处于靠近最优解的解空间里, 同时保持一定的种群多样性, 得到一种基于案例推理粒子群优化算法; 并由此算法以最大化数据速率、最小化发射功率及最小化误比特率为目标来优化无线电传输参数, 得到一种比现有算法收敛速率快和寻优能力强的认知引擎。多载波系统的仿真结果表明了本算法的有效性。

**关键词:** 认知引擎; 案例推理; 粒子群优化算法; 无线电参数

**中图分类号:** TN911 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-0530(2012)12-1700-06

## Fast cognitive engine using case-based reasoning

LAI Hai-chao<sup>1</sup> ZHAO Zhi-jin<sup>1,2</sup> ZHENG Shi-lian<sup>2</sup>

(1. School of Telecommunication Engineering of Hangzhou Dianzi University, Hangzhou Zhejiang 310018;

2. State Key Lab of Information Control Technology in Communication System of No. 36 Research Institute, China Electronic Technology Corporation, Jiaxing Zhejiang 314001)

**Abstract:** Cognitive engine must adapt the radio parameters quickly according to the changing environment and user needs. A certain percentage of the particle swarm individuals are initialized based on the parameters of the selected matching cases, and the remaining individuals are randomly initialized, which can make particles of the particle swarm optimization algorithm near the optimal solution in the early search stage and maintain a certain degree of population diversity. A case-based reasoning particle swarm optimization algorithm is got, and the proposed algorithm is used to adjust and optimize the radio parameters to maximize the data throughput, minimize the transmit power and BER. The proposed algorithm is better than current algorithms in both the convergence rate and the optimization capability. Simulation results of multi-carrier system show the effectiveness of the algorithm.

**Key words:** Cognitive engine; case-based reasoning; particle swarm optimization algorithm; radio parameter

## 1 引言

案例推理(CBR)是一种利用先前经验或案例来指导解决当前问题的人工智能技术<sup>[1]</sup>, 案例推理技术已被应用到了许多不同的领域。文献[2]将案例推理应用到认知无线电系统的认知引擎设计中。

认知引擎(CE)是认知无线电系统的核心模块, 包括了感知、传输参数重构以及学习三大功能<sup>[3]</sup>。认知

引擎的设计可分为基于启发式搜索算法认知引擎和基于数据库认知引擎, 基于启发式搜索算法的认知引擎, 如遗传算法(CE-GA)<sup>[4]</sup>、模拟退火算法(CE-SA)及人工神经网络算法(CE-ANN)等, 其可以搜索到较优的系统性能, 但是庞大的搜索空间加大了搜索时长。基于数据库的认知引擎可以根据数据库的知识或经验(案例), 在外界无线环境变化时立即做出反应, 但是其依赖于数据库的知识或经验, 当数据库的知识和

经验缺乏时认知引擎性能较差,典型应用包括基于案例推理认知引擎(CBR-CE)以及基于知识学习认知引擎(KBL-CE)。文献[5][6]研究了 CBR-CE 及 KBL-CE 在基于 IEEE 802.22 的无线区域网(WRAN)中的应用。将这两种设计思想结合起来可以提高认知引擎性能,文献[7][8]设计了基于案例推理的遗传算法(CBR-GA)的认知引擎(记为 CE-CGA), CBR-GA 算法是用匹配案例进化完成的染色体来构造当前问题的初始种群,其收敛速度和系统性能都优于 GA 算法。

遗传算法在爬坡性能方面较差,而粒子群优化算法(PSO)<sup>[9]</sup>具有概念简单、实现容易和搜索性能高等优点, PSO 算法也被应用到了认知引擎(记为 CE-PSO)<sup>[10]</sup>。本文研究一种基于案例推理的粒子群优化算法(CBR-PSO)及其认知引擎(记为 CE-CPSO)。仿真结果表明,CE-CPSO 算法在收敛速度上快于 CE-PSO 算法,CE-CPSO 的收敛速度和寻优性能远优于 CE-GA 算法以及 CE-CGA 算法。

## 2 案例推理

案例推理效仿人类基于经验或案例的学习、理解和处理问题的过程,其根据以往的案例,搜索到与当前问题相类似的案例作为当前问题的匹配案例,然后根据该匹配案例的执行方案适当调整或直接用来作为当

$$EVF = \frac{1}{e - 1} \left\{ \exp \left\{ \sum \frac{w_i [g_1(|x_i|, |x'_i|) (g_1(x_i, x'_i) - g_2(x_i, x'_i))]}{[g_1(|x_i|, |x'_i|) (g_1(x_i, x'_i) - g_2(x_i, x'_i)) + g_2(|x_i|, |x'_i|)]} \right\} - 1 \right\} \quad (1)$$

其中,  $w_i$  表示案例中环境因子  $i$  的权值,  $\sum_i w_i = 1$ , 认知无线电应用中环境因子  $i$  可以是信道衰落因子、单边噪声功率谱密度以及频谱占用情况等。 $x_i = \ln \nu_i, x'_i = \ln \nu'_i, g_1(x_i, x'_i) = \max(\ln \nu_i, \ln \nu'_i), g_2(x_i, x'_i) = \min(\ln \nu_i, \ln \nu'_i), \nu_i$  和  $\nu'_i$  分别代表了当前问题和存储案例环境因子  $i$  的参数值。

### 2.3 案例更新

案例库中存储着有限个案例,文献[6]研究了案例库容量和系统效用值及搜索时长之间的关系,研究表明案例库中案例个数在 150 左右时,能较好的平衡效用值和搜索时长。当案例库中案例达到饱和时,就要进行案例更新,即添加新的案例删除原有案例,删除原则包括:时间遗忘、最大距离遗忘、最大效益值遗忘。

三种更新方法适用于不同的无线环境,当环境变化范围小并且频率较快时,时间遗忘法实现简单,较为适用;在环境变化范围较大的无线环境中,最大距离遗

前问题的执行方案。案例推理一般包括案例描述、案例分析与选择和案例更新三个阶段。

### 2.1 案例描述

以往案例或经验都存储在案例库中,一个案例库中包含了一系列的问题  $q \in P$ 、执行方案  $a \in A$  及结果  $r \in R$ ,每案例  $c_i$  包含了一个问题、一个执行方案和一个结果,其中  $i=1, 2, \dots, M, c_i \in C, C=P \times A \times R$ 。在认知引擎设计中,案例结构如图 1 所示

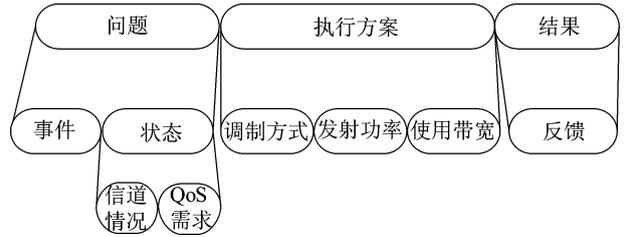


图 1 认知引擎中案例结构

Fig. 1 case structure in cognitive engine

### 2.2 案例分析与选择

如果匹配案例选择不当,其执行方案对当前问题的作用不大,甚至起到相反作用,所以案例分析与选择是关键阶段。本文应用环境变化因子(EVF)作为衡量当前问题与案例间相似度的函数, EVF 的取值在  $[0, 1]$  之间,两者越相似其 EVF 就越接近于 0。具体表达式如下:

遗忘较适用,其可以确保新案例搜索到较匹配的案例。

案例推理的执行过程如图 2 所示:

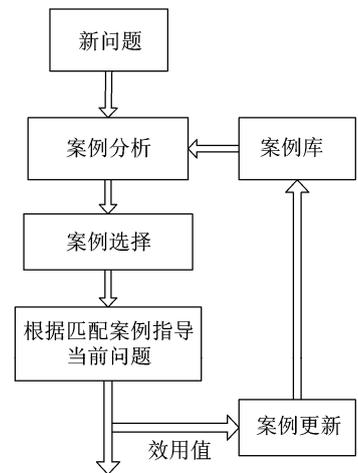


图 2 案例推理流程

Fig. 2 Case-based reasoning process

### 3 基于案例推理的粒子群优化算法及其认知引擎

#### 3.1 基于案例推理的离散二进制 PSO

假设粒子群中粒子数为  $S$ , 则粒子  $i$  在  $D$  维搜索空间中的位置信息可表示为  $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}]$ , 速度信息表示为  $v_i = [v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD}]$ , 粒子  $i$  所经历的最好位置为  $p_i = [p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD}]$ , 粒子群中所有粒子经历过的最好位置表示为  $p_b = [p_{b1}, p_{b2}, \dots, p_{bD}]$ , 其中  $b$  为具有最优位置粒子的索引。  $x_i, p_i$  以及  $p_b$  都限定在 1 或 0。在迭代过程中, 速度更新方程为:

$$v_{id}^k = v_{id}^{k-1} + c_1 r_1 (p_{id}^{k-1} - x_{id}^{k-1}) + c_2 r_2 (p_{bd}^{k-1} - x_{id}^{k-1}) \quad (2)$$

其中,  $k$  表示第  $k$  次迭代,  $c_1$  和  $c_2$  是学习因子,  $r_1, r_2$  是分布在  $[0, 1]$  间的随机数。为了防止粒子离开搜索空间,  $v_{id}^k$  被限制在预先设定的  $V_{\max}$  和  $-V_{\max}$  之间。由于位置信息  $x_{id}^k$  被限定在 1 或 0, 所以通过式(3)先把速度大小转换到  $[0, 1]$  之间的概率值。

$$S(v_{id}^k) = \frac{1}{1 + \exp(-v_{id}^k)} \quad (3)$$

二进制粒子群优化算法的粒子位置更新为:

$$x_{id}^k = \begin{cases} 1, & r < S(v_{id}^k) \\ 0, & r \geq S(v_{id}^k) \end{cases} \quad (4)$$

其中  $r$  为均匀分布在  $[0, 1]$  之间的随机数。

PSO 算法需初始化粒子的位置信息和速度信息, 初始粒子的多样性和距离最优解的程度, 影响算法寻找最优解的精确性和速度。由于匹配案例与当前问题相类似, 因此本文以匹配案例的参数来初始化粒子群, 提出一种基于案例推理的 PSO 算法 (CBR-PSO), CBR-PSO 算法基本步骤如下:

(1) 当系统感知到外界环境变化时, 根据式(1)比较感知到的外界环境的当前问题与案例库中存储案例问题描述, 衡量当前问题与案例库中各存储案例之间的环境相似度, 选取环境变化因子 (EVF) 最小的案例作为当前问题的匹配案例。

(2) 选取一定比例粒子群个体, 根据匹配案例的执行方案 (进化完成的最好位置信息  $p_b = [x_{b1}, x_{b2}, \dots, x_{bD}]$  和速度信息  $v$ ), 构造其初始位置信息  $p_0$  与速度信息  $v_0$  ( $p_0 = p_b, v_0 = v$ )。粒子群中其余个体的初始位置信息和速度信息设定为随机值。

(3) 计算各粒子的适应度函数值。如果该粒子个体的当前适应度值大于该个体的历史最优值, 则该个体的历史最优值被替换为当前适应度值。同样, 如果

该粒子个体的当前适应度值比种群全局最优值好, 则种群全局最优值被替换为该粒子的当前适应度值;

(4) 根据式(2)更新速度信息  $v_{id}$ , 随机产生均匀分布于  $[0, 1]$  间的随机数  $r$ , 根据式(3)和式(4)更新位置信息  $x_{id}$ ;

(5) 进化代数加 1, 判断是否满足终止条件, 如果满足, 则算法结束, 否则跳至步骤(3);

CBR-PSO 在算法优化前, 抛弃那些不可能产生更好性能的配置, 尽量减小算法的搜索空间, 加快了算法收敛速率。CBR-PSO 算法流程如图 3 所示,

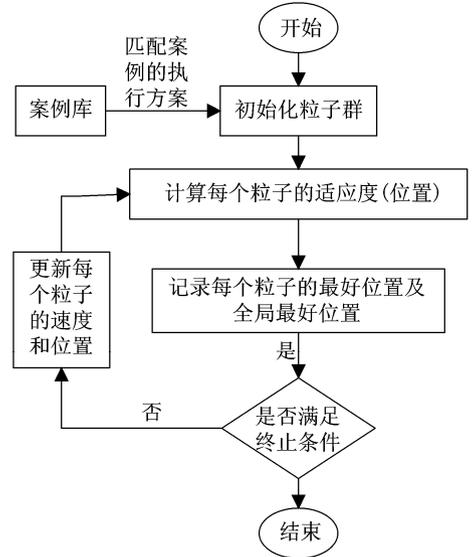


图3 CBR-PSO 算法流程图

Fig. 3 The flowchart of CBR-PSO

#### 3.2 基于 CBR-PSO 的认知引擎

在认知引擎中, 需要优化的传输参数在位置信息中通过二进制编码的形式表示。粒子位置结构如图 4 所示:

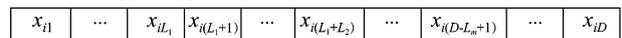


图4 粒子  $i$  的位置结构

Fig. 4 the structure of the particle  $i$

其中  $i$  表示粒子群中第  $i$  个个体,  $L_j$  表示第  $j$  个传输参数编码时的编码位数, 其大小和传输参数所需的求解精度有关。认知引擎进行参数优化时, 一般有以下几种优化目标: 误比特率、信干比、频谱效率、传输速率以及发射功率等。本文采用最小化误比特率、最大化传输速率和最小发射功率三个目标, 其分别表示如下:

$$f_{\min\_power} = 1 - \bar{P}/P_{\max} \quad (5)$$

$$f_{\min\_ber} = 1 - \log_{10}(0.5) / \log_{10}(\overline{P_{be}}) \quad (6)$$

$$f_{\max\_data\_rate} = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \log_2 M_i - \log_2 M_{\min}}{\log_2 M_{\max} - \log_2 M_{\min}} \quad (7)$$

其中,  $\overline{P}$  是发射功率平均值,  $P_{\max}$  为最大可能发射功率,  $M_i$  为第  $i$  个载波对应的调制进制数,  $M_{\min}$  和  $M_{\max}$  分别为最小和最大调制进制数,  $\overline{P_{be}}$  是信道的平均比特错误率。信道比特错误率根据文献[11]提供的公式计算。用  $w_1$ 、 $w_2$  和  $w_3$  来表示最小化发射功率、最小化误比特率和最大化数据传输速率的权重, 把上面的多目标问题转化为单目标问题, 单目标函数如下:

$$f = w_1 f_{\min\_power} + w_2 f_{\min\_ber} + w_3 f_{\max\_rate} \quad (8)$$

本文传输参数自适应调整的目标是最大化式(8)。采用 CBR-PSO 算法求解式(8)的最优解, 就是本文研究的基于 CBR-PSO 的认知引擎(记为 CE-CP-SO)。

## 4 仿真与结果分析

### 4.1 系统模型

本节利用多载波系统对 CE-CPSO 算法进行性能分析。子载波数  $N$  为 32。发射功率范围是 0-25.2 dBm, 间隔为 0.4 dBm, 发射功率共有 64 种取值, 需要 6 位二进制比特来编码。调制方式包括 BPSK、QPSK、16QAM 和 64QAM 四种调制方式, 需要 2 位二进制比特来编码, 所以在种群初始化时, 每个种群个体需要用  $32 \times 8 = 256$  位比特表示。另外每个子载波的信道衰落因子取  $[0, 1]$  之间的随机值, 并且用信道衰落因子作为环境特征来计算环境变化因子。多载波系统中案例分析与比较的具体步骤如下:

(1) 计算当前问题与案例库里的存储案例之间每个子载波的  $EVF$ (记为  $EVF_{ij}$ ), 其中  $i$  表示第  $i$  个存储案例,  $j$  表示第  $j$  个子载波,  $0 < j \leq 32$ 。

(2) 计算当前问题与案例库中每个存储案例的平均环境变化因子值  $\overline{EVF} = \sum_{j=1}^{32} EVF_{ij} / N$ 。

(3) 选取平均值  $\overline{EVF}$  最小的存储案例作为当前问题的匹配案例。

在下面的仿真中, 假设案例库中已有 3 个存储案例, 经计算当前问题与存储案例的  $\overline{EVF}$  分别为 0.1761、0.3636、0.5640。

目标函数权重  $w_1$ 、 $w_2$  和  $w_3$  分别为 0.15、0.80、

0.05。

### 4.2 仿真结果分析

本节分析比较所提出的 CE-CPSO 算法与 CE-PSO 算法、CE-CGA 算法和 CE-GA 算法性能。实验中, GA 和 PSO 算法种群规模都为 30, 式(2)中  $c_1 = c_2 = 2$ ,  $V_{\max} = 4$ 。GA 算法采用轮盘选择、两点交叉和基因位变异, 其中, 交叉概率为 0.6, 变异概率为 0.001。GA 和 PSO 算法的最大进化代数数为 1500。

目标函数值 10 次独立实验的平均值作为性能指标分析各种算法性能。

图 5 给出了 CE-PSO 算法和不同  $\overline{EVF}$  值的 CE-CP-SO 算法的平均值目标函数。CE-CPSO 算法的初始化粒子群个体时, 30 个个体都用存储案例的最好位置信息和速度信息来初始化。由图可见,  $\overline{EVF}$  等于 0.1761 时, CE-CPSO 收敛速度和平均目标函数值最大,  $\overline{EVF} = 0.3636$ 、 $\overline{EVF} = 0.564$  略差, 但比 CE-PSO 算法性能稍好, 所以在选择匹配案例时应选择  $\overline{EVF}$  小的存储案例来初始化粒子群个体。

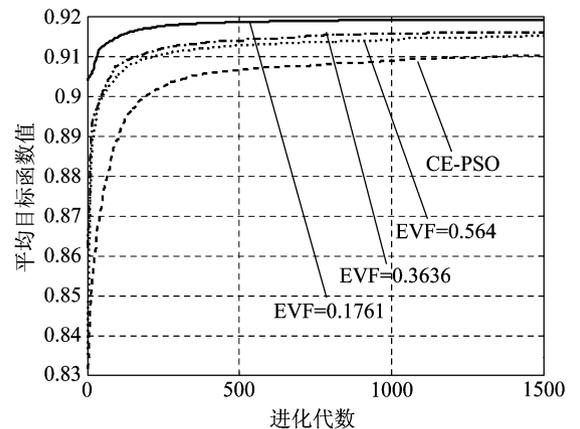


图 5 不同  $\overline{EVF}$  值的 CE-CPSO 算法以及 CE-PSO 算法的性能比较

Fig. 5 the comparison of CE-CPSO and CE-PSO with different  $\overline{EVF}$

为了进一步验证匹配案例对当前问题的指导作用, 本文在  $[0, 1]$  范围内随机生成十组信道衰落因子值, 每组包含 32 个随机值, 对应十个存储案例, 然后经过 CE-PSO 算法得到各自的最佳位置信息和速度信息。接着随机产生若干个当前问题, 并且系统期望达到的目标函数值假设为 0.9, 表 1 比较了当前问题在 CE-PSO 算法和 CE-CPSO 算法中达到系统期望目标函数值所需要的进化次数。由表 1 可见, CE-CPSO 算法的收敛速度比 CE-PSO 算法快得多。

表1 进化次数比较  
Tab.1 the number of the evolution

当前问题	问题1	问题2	问题3	问题4	问题5	问题6	问题7	问题8
所选中的匹配案例	案例3	案例1	案例2	案例10	案例5	案例3	案例10	案例7
当前问题与选中的匹配案例的 EVF	0.2182	0.4696	0.1778	0.4361	0.3731	0.4681	0.1286	0.3836
CE-CPSO(次数)	27	84	13	94	61	102	7	46
CE-PSO(次数)	196	232	331	248	395	324	254	264

图6给出了CE-CPSO、CE-PSO、CE-CGA和CE-GA算法的平均目标函数值,CE-CPSO和CE-CGA采用的匹配案例都是 $\overline{EVF}$ 等于0.1761的存储案例,同样,初始化粒子群个体时,都是按照100%比例来初始化当前问题的粒子个体。由图可见,CE-CPSO收敛速度和寻优能力都最强,远优于其他三种算法;PSO算法的寻优能力和收敛能力上都优于GA算法。

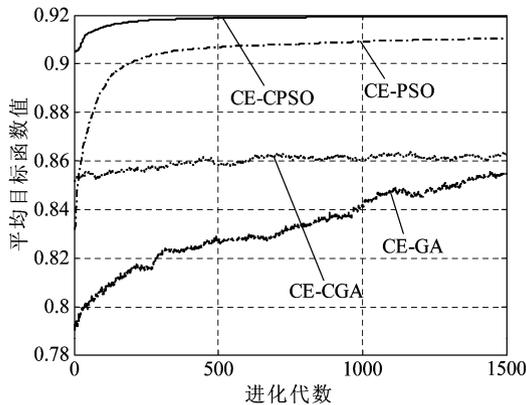


图6 四种算法的性能比较  
Fig.6 the comparison of four algorithms

图7给出了不同 $\overline{EVF}$ 值的CE-CPSO算法按照不同比例初始化粒子个体时进化1500次后的平均目标函数值。分别在30个个体中选取100%、90%、80%个体用存储案例的最好位置信息和速度信息来初始化,其余种群个体随机选取位置信息和速度信息。

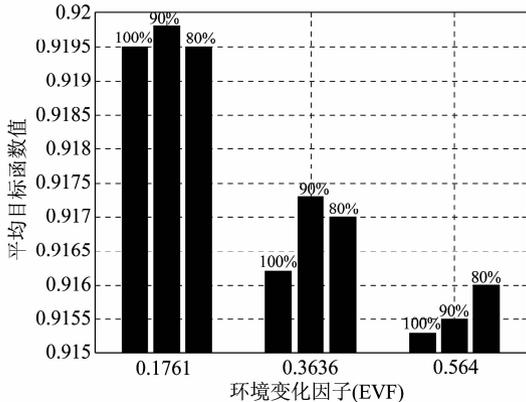


图7 不同EVF值时CE-CPSO算法按不同比例初始化粒子个体的性能比较

Fig.7 the comparison of CE-CPSO algorithms which initialize the individual particles in different proportions with different  $\overline{EVF}$

由图可见,按照100%比例初始化粒子群个体的CE-CPSO算法并不是最好,这是由粒子多样性减少所致,并且最佳比例的选取与 $\overline{EVF}$ 值有关。当 $\overline{EVF}=0.1761$ 时,90%的CE-CPSO算法性能要优于100%和80%;当 $\overline{EVF}=0.564$ 时,80%的CE-CPSO算法性能最优。仿真结果表明,环境越相似,则粒子群优化算法的初始值越接近最优解,可以选取比较大的比例初始化粒子群,算法收敛速度也越快;环境相似度较小时,按较低的比例构造初始化粒子个体,增大粒子群多样性,避免搜索过程陷入局部最优,提高全局最优解的可靠性。

### 5 结论

本文提出一种基于案例推理的粒子群优化算法,通过案例库中匹配案例来指导当前问题的解决,使粒子群优化算法在搜索初期就处于靠近最优解的解空间里,大大提高其收敛速度,并将此算法应用于认知引擎。仿真结果表明,CE-CPSO算法比CE-PSO、CE-CGA和CE-GA算法能更快速地实现CR自适应参数调整,并且能够达到更高的效用值,同时按照一定的比例利用匹配案例的参数初始化种群,保持种群多样性。

### 参考文献

- [1] Kolodner J L. Leake D. "A tutorial introduction to case-based reasoning," in Case-Based Reasoning: Experiences, Lessons and Future Directions [M]. Cambridge, MA: MIT Press, 1996, 31-65.
- [2] He A. Kyung K B. Newman T R. A Survey of Artificial Intelligence for Cognitive Radios [J]. IEEE Transactions on vehicular Technology, 2010, 59(4): 1578-1592.
- [3] Newman T R. Barker B R. Wyglinski A M. Agah A. Cognitive engine implementation for wireless multicarrier transceivers [J]. Wireless Communications and Mobile Computing, 2007, 7(9): 1129-1142.
- [4] Rieser C J. Rondeau T W. Bostian C W. Cognitive radio testbed; further details and testing of a distributed genetic algorithm based cognitive engine for programma-

- ble radios [C]. Military Communications Conference, 2004, 1437-1443.
- [5] Zhao Youping. Joseph G. Lizard M. et al. Development of radio environment map enabled case and knowledge-based learning algorithms for IEEE 802. 22 WRAN Cognitive Engines [C]. Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communications. 2007, 44-49.
- [6] He A. Gaeddert J. Bae K. Newman T R. J. H. Reed. L. Morales. C. Park. Development of a case-based reasoning cognitive engine for IEEE 802. 22 WRAN applications [J]. Mobile Computing and Communications Review, 2009, 13(2): 37-48.
- [7] Rondeau T W. Application of artificial intelligence to wireless communications [D]. Virginia Polytechnic Institute and State University, 2007.
- [8] Newman T R. Ragban R. Wyglinski A M. et al. Population adaptation for genetic algorithm-based cognitive radios [J]. Mobile Networks and Applications, 2008, 13(15): 442-451.
- [9] Kennedy J. Eberhart R C. Particle swarm optimizer [C]. IEEE International Conference on Neural Networks, 1995, 1942-1948.
- [10] Zhijin Zhao. Shiyu Xu. Shilian Zheng. Junna Shang. Cognitive radio adaptation using particle swarm optimization [J]. Wireless Communications and Mobile Computing, 2009, 9(7): 875-881.
- [11] Proakis J G. Digital Communications, Fourth Edition (M). The McGraw-Hill Companies, 2000, p254.

### 作者简介



赖海超(1988-),男,杭州电子科技大学在读研究生。研究方向为认知无线电。  
E-mail: laichao88@sina.com



赵知劲(1959-),女,博士、教授,博士生导师,研究方向为认知无线电,通信信号处理,自适应信号处理等。  
E-mail: zhaozj03@hdu.edu.cn



郑仕铤,男,中国电子科技集团第36研究所通信系统信息控制技术国家级重点实验室,研究方向为认知无线电,进化算法,博弈论等。