

拟态物理学多目标算法求解认知参数优化问题

柴争义^{1,3}, 王 秉², 李亚伦¹, 朱思峰⁴, 王颖锋⁵

(1. 天津工业大学计算机科学与软件学院 天津 300384; 2. 河南交通职业技术学院航海海事系 河南郑州 450005;
3. 泛网无线通信教育部重点实验室(北京邮电大学), 北京 100876; 4. 周口师范学院数学与统计学院, 河南周口 466001;
5. 河南财经政法大学计算机与信息工程学院, 河南郑州 450000)

摘 要: 针对认知无线网络中的引擎参数调整问题, 提出了一种基于拟态物理学多目标优化的求解算法. 根据认知参数编码的二进制特点, 设计了基于海明距离的个体排序方法, 并改进了微粒的更新方程, 最后求出问题的 Pareto 最优解集. 多载波环境下的仿真实验表明, 算法可以根据无线信道环境的动态变化和认知用户需求的不同需求, 自适应调整各个子载波的调制方式和发射功率, 满足参数优化需求.

关键词: 拟态物理学; 多目标优化; 认知无线网络; 参数配置

中图分类号: TN929.5 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2015)08-1526-05

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2015.08.009

Parameters Optimization of Cognitive Network Based on Artificial Physics Multi-Objective Algorithm

CHAI Zheng-yi^{1,3}, WANG Bing², LI Ya-lun¹, ZHU Si-feng⁴, WANG Ying-feng⁵

(1. School of Computer Science and Software Engineering, Tianjin Polytechnic University, Tianjin 300384, China;
2. Department of Maritime, Henan Vocational and Technical College of Communications, Zhengzhou, Henan 450005, China;
3. Key Laboratory of Universal Wireless Communications, Ministry of Education, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China; 4. School of Mathematics and Statistics, Zhoukou Normal University, Zhoukou, Henan 466001, China;
5. College of Computer and Information Engineering, Henan University of Economics and Law, Zhengzhou, Henan 450000, China)

Abstract: To solve the engine parameter adjustment problem of cognitive radio networks, an artificial physics multi-objective optimization algorithm was proposed. According to its binary encoded features of cognitive parameters, Hamming distance based individual ranking method was designed and particle updated equation was improved, and finally the Pareto optimal set were achieved. Simulation results show that under the multi-carrier environment, the proposed algorithm can adjust transmission power and modulation mode according to the changing of channel and cognitive user demands. So it meets the demands for parameters optimization.

Key words: artificial physics; multi-objective optimization; cognitive engine; parameters adjustments

1 引言

认知无线网络的智能性主要体现在可以根据外在无线环境的变化和认知用户的需求, 自适应的调整传输参数, 优化系统性能. 如何对认知参数进行自适应优化调整, 是认知无线网络研究中的热点问题^[1]. 从本质上看, 认知参数优化是一个多目标优化问题, 已有的研究方法包括启发式算法、基于传统非凸优化理论的算法、以及智能优化算法等^[2]. 由于智能优化算法本身对

求解此问题的有效性, 已经涌现出了相应的研究成果^[3-6]. 然而, 已有的智能优化算法多是将认知参数的多目标优化问题通过加权法转换为单目标问题进行求解. 因此, 此问题的求解结果还有待继续提高.

拟态物理学优化是一种新的智能优化算法, 具有参数较少, 收敛速度较快的优点^[7], 近年来被逐渐用于工程应用问题^[8]. 基于此, 本文采用拟态物理多目标优化算法对认知引擎参数优化问题进行求解. 仿真实验表明了本算法的有效性.

收稿日期: 2014-05-26; 修回日期: 2014-09-28; 责任编辑: 马兰英

基金项目: 北京邮电大学泛网无线通信教育部重点实验室基金(No. KFKT-2013101); 国家自然科学基金(No. U1204618, No. 61202099); 江苏省博士后科研资助(No. 1202006C); 中国博士后面上基金(No. 2013M541586); 河南省教育厅自然科学研究重点项目(No. 13A520192); 郑州市科技攻关项目(No. 141PPTGC379)

2 认知参数优化问题建模

在多载波频谱环境下,认知参数调整可以建模为以下多目标优化问题^[9]:

(1)最小化传输功率

$$f_{\min-\text{power}} = 1 - \frac{P_l}{L \times P_{\max}}$$

其中, P_l 为子载波 l 的传输功率 ($1 < l < L$), P_{\max} 为所有子载波的最大传输功率, L 为子载波的数目.

(2)最小化误码率

$$f_{\min-\text{BER}} = 1 - \frac{\lg(0.5)}{\lg(p_{be})}$$

其中, p_{be} 为 L 个子信道的平均误码率,与所采用的调制方式有关,具体计算公式见文献[10].

(3)最大化数据吞吐量

$$f_{\max-\text{throughput}} = \frac{\frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \log_2 M_l - \log_2 M_{\min}}{\log_2 M_{\max} - \log_2 M_{\min}}$$

其中, L 为子载波的数目, M_l 为第 l 个子载波所对应的调制进制数, M_{\max} 为最大调制进制数, M_{\min} 为最小调制进制数. 为了与前两个目标函数表述一致,将其转换为求最小值问题:

$$f'_{\max-\text{throughput}} = \frac{1}{f_{\max-\text{throughput}}}$$

因此,本文的优化目标函数为:

$$\min y = (f_{\min-\text{power}}, f_{\min-\text{BER}}, f'_{\max-\text{throughput}}) \quad (1)$$

由于以上三个目标函数存在相互制约关系,因此,此问题是一个多目标优化问题. 问题可以描述为:调整各个子载波的发射功率和调制方式,寻找问题的 Pareto 最优解集,进而根据认知用户需求,进行满意解的决策,优化系统传输性能.

3 拟态物理学多目标优化算法

拟态物理学优化模拟了牛顿力学定律 $F = ma$ (F 是合力, m 是质量, a 是加速度)^[7,10]. 具体实现中,要优化问题的解被抽象为运动的微粒,每个微粒都有质量 m 、速度 v 和位置 x ^[7], 时间 Δt 内的位移量 $\Delta x = v\Delta t$, 速度变化量 $\Delta v = (F/m)\Delta t$, 其中: F 为微粒所受的合力. 因此,微粒在时刻 t 的位置 $x(t) = x(t-1) + v(t)\Delta t$, 速度为 $v(t) = v(t-1) + (F/m)\Delta t$.

拟态物理学优化算法通过建立微粒的质量与其适应值之间的反比例关系实现群体寻优,包括初始化种群、计算每个微粒所受合力、按合力的大小和方向运动等步骤. 而多目标优化中,由于每个微粒具有若干个子目标,需要根据这些子目标的适应度值,结合 Pareto 最优解来确定个体的质量,从而正确评价微粒的优劣. 下

面结合认知参数优化问题进行具体介绍.

4 算法关键技术与具体实现

4.1 关键技术

(1)编码方式

本文采用二进制编码实现对每个子载波的调制方式和发射功率的编码. 假设用 c_1 表示对子载波调制方式的编码,用 c_2 表示对子载波所采用发射功率的编码,则微粒长度 c 由 c_1 和 c_2 的编码串联而成,即 $c = c_1 + c_2$. 具体编码长度由子载波的个数、所采用的调制方式、发射功率的范围等参数决定. 具体见仿真实验部分.

(2)适应度函数

由于本文要求满足优化目标所需的参数配置,因此,直接将式(1)作为评价个体性能的适应度函数.

4.2 算法具体实现

本算法主要流程如下(步骤 1 ~ 步骤 10):

步骤 1 种群初始化.

设进化代数 g 为 0,随机初始化规模为 s 的种群 $X(g) = \{x_1(g), x_2(g), \dots, x_s(g)\}$, 对每个长度为 k 的微粒 $x_i(g)$ ($1 \leq i \leq s$) 表示为 $x_i(g) = [x_{i1}(g), x_{i2}(g), \dots, x_{ik}(g)]$. 随机初始化每一位 $x_{ij}(g)$ ($1 < i < s, 1 < j < l$) 为 0 或 1(按照编码方式). 设微粒的初始速度 $v_i(g) = 0$, 设置万有引力常数 G , 最大进化代数为 g_{\max} , 存放非支配解集的集合为 $A_{\text{non}}(g)$.

步骤 2 适应度值计算.

根据适应度函数(式(1)),计算每个微粒在每个子目标下的适应值 $f(x_i(g))$, 保留支配任一个体 $x_i(g)$ 的所有个体的数量,记为 $n_i(g)$; 找出非支配个体,将其存储在非支配集合 $A_{\text{non}}(g)$ 中,并给每个非支配个体分配序值为 1, 为其余个体分配序值 $n_i(g) + 1$.

其中,个体序值的定义如下:设在第 g 代生成的种群为 $X(g)$, $n_i(g)$ 表示 $X(g)$ 中支配个体 i 的所有个体的数量,则个体 i 在第 g 代的序值定义为:

$$r_i(g) = n_i(g) + 1$$

步骤 3 根据序值把群体中的所有个体按升序排列.

步骤 4 对序值相同的个体,根据拥挤距离重新排序.

根据序值的定义,可能会存在大量序值相同的个体. 由于多目标优化算法的目标是使进化过程朝 Pareto 最优解集搜索和保持非支配解集的多样性. 因此,对序值相同的个体,衡量其相似性,然后对个体进行重新排序. 为了保持种群的多样性,个体相似度越小,个体相对较优,应具有较好的适应值.

由于本文采用二进制编码,因此设计了一种基于

海明距离的相似度度量方法. 假设对每一个微粒 $x_i(g)$ $= [x_{i1}(g), x_{i2}(g), \dots, x_{ik}(g)]$, $x_{ij}(g)$ ($1 < i < s, 1 < j < k$), $x_{ij}(g) \in \{0, 1\}$ 称为编码的基因位. 对任意两个个体 $x_i(g)$ 和 $x_l(g)$, 其海明距离定义为:

$$h(x_i(g), x_l(g)) = \sum_{j=1}^l |x_{ij}(g) - x_{lj}(g)|$$

对每个个体, 计算其与种群中所有其它个体的海明距离, 按个体之间海明距离的降序对个体进行排列, 赋予相应的序值; 如果海明距离仍相同, 则随机给其赋序值.

步骤 5 根据上述排序结果对每个个体赋一个唯一序号, 即为每个个体分配一个 1 到 s (种群规模) 间的自然数作为 $r_i(g)$; 序值越小的个体相对越优.

步骤 6 根据下式计算个体质量:

$$m_i(g) = \exp(-r_i(g)/s)$$

其中, $m_i(g)$ 表示微粒 i 在第 g 代的质量.

步骤 7 计算微粒所受的作用力.

首先, 根据下式计算微粒所受其它微粒的作用力.

设 $F_{i,j}$ 为微粒 j 对微粒 i 的作用力,

$$F_{i,j} = \begin{cases} Gm_i m_j (x_i - x_j), & f(x_j) < f(x_i) \\ Gm_i m_j (x_j - x_i), & f(x_j) \geq f(x_i) \end{cases}$$

其中, $\forall i \neq j$.

这里采用线性作用力规则, 与微粒间距离成线性增长关系, 克服了负指数作用力和单峰作用力全局搜索能力弱的不足, 并且涉及的参数相对较少 (仅有引力常数 G)^[10], 从而增强了算法的鲁棒性. 其中, 若微粒 j 的适应值优于微粒 i , 则 $F_{i,j}$ 表现为引力; 反之, 则 $F_{i,j}$ 表现为斥力.

其次, 根据下式计算微粒所受合力.

$$F_i = \sum_{j=1}^s F_{i,j}, \forall i \neq j$$

步骤 8 计算微粒运动.

$$v_i(g+1) = \theta v_i(g) + \lambda F_i / m_i$$

其中, θ 为惯性权重 ($0 < \theta < 1$), 这里设定 $\theta = 1 - (g/g_{\max})$, 使得惯性权重随着进化代数的增加而减小, 增加收敛. λ 是一个服从 (0, 1) 正态分布的随机变量, 这样, 微粒将以不为零的概率访问可行域中的每个点, 使得算法的多样性大大提高^[11].

标准拟态物理学优化算法是采用实值编码的, 无法用于本算法. 根据本文认知参数优化的二进制编码特点, 更改微粒的位置更新方程为:

$$x_i(g+1) = \begin{cases} 1, & r < \text{sig}(v_i(g+1)) \\ 0, & r \geq \text{sig}(v_i(g+1)) \end{cases}$$

$$\text{sig}(v_i(g)) = \frac{1}{1 + \exp(-v_i(g))}$$

其中, r 是任意产生的一个 $[0, 1]$ 的随机数.

步骤 9 更新 $A_{\text{non}}(g)$ 集.

重新计算每个个体在每个子目标下 (本文为 3 个目标) 的函数值, 保留支配每个个体的个体数量 $n_i(g)$, 给每个非支配个体分配序值为 1, 为其余个体分配序值 $n_i(g) + 1$; 将每一个非支配个体与存储在 $A_{\text{non}}(g)$ 集中的个体比较, 若无法相互支配, 则将该个体存入 $A_{\text{non}}(g)$ 集中; 若该个体支配 $A_{\text{non}}(g)$ 集中的个体, 则将被支配个体从 $A_{\text{non}}(g)$ 集中删除. 若需要存储的个体超过 $A_{\text{non}}(g)$ 集的规模, 则将支配其他个体数量最少的个体删除.

步骤 10 如果算法达到最大进化次数 g_{\max} , 算法终止; 否则, 进化代数 $g = g + 1$, 转步骤 3.

5 仿真实验及结果分析

5.1 实验环境及参数设置

在 Windows 操作系统下, 使用 Matlab-Simulink 的 IEEE802.11a 模型, 在多载波系统下对算法性能进行模拟实现^[12]. 相关参数设置如下: 每个子载波可选择不同的调制方式和发射功率; 动态信道衰落因子是通过给每个子载波分配一个 $[0, 1]$ 之间的随机数来实现; 噪声功率初始为 0.01mw (用于计算 p_{be}); 发射功率共有 64 种可能取值, 范围设置为 0 ~ 25.2dBm, 间隔为 0.4dBm (即 $P_{\max} = 25.2$), 故需要 6 位二进制编码实现; 子载波调制方式可选 BPSK、QPSK、16QAM 和 64QAM 四种 ($M_{\max} = 64, M_{\min} = 2$), 故需要 2 位二进制编码. 子载波的数目 $L = 32$, 故编码总长度 $c = 32 \times (6 + 2) = 256$. 其它参数设置如下: 万有引力 $G = 2$, 最大进化代数 $g_{\max} = 200$, 种群规模 $s = 100$, 希望保留的非支配种群的规模 $A_{\text{non}}(g) = 50$.

仿真实验验证了在不同无线信道条件下认知参数的调整结果. 通过在 IEEE802.11a 模型下, 手动切换信道来模拟无线信道在 No Fading, Flat Fading, AWGN 等不同模式之间的动态转换^[11]. 认知用户类型分为四种模式, 模式 1 偏好低发射功率, 如文件传输; 模式 2 偏好误码率较低, 需要高可靠性的应用, 如保密通信; 模式 3 偏好于高数据速率, 如宽带视频通信; 模式 4 对各个目标无特殊偏好, 寻求一种平衡.

5.2 实验步骤

实验步骤具体如下:

(1) 假定收发双方使用原始参数在某个无线信道上传输; 实时感知无线信道条件、认知用户需求的变化.

(2) 如果信道类型和认知用户需求改变, 则根据式 (1) 重新计算适应度函数, 转向步骤 3; 否则, 从以前保存的优化结果中找出当前信道条件对应的 Pareto 最优

解集,并转向步骤 4.

(3)执行本文设计的拟态物理学多目标优化算法,求解算法的 Pareto 最优解集.

(4)根据认知用户需求,采用文献[12]中的决策优化算法,从 Pareto 最优解集选择一个最满意解,更新其传输参数;然后转步骤(1).

5.3 实验结果

表 1 列出了在 3 种不同信道条件下,及 4 种不同的用户模式下,部分有代表性的满意解.

表 1 不同信道条件下的最满意解

信道类型	服务类型	发射功率(dBm)	数据率(Mbps)	误码率(%)
No fading	模式 1	0.10	5.24	0.12
No fading	模式 2	10.1	2.21	0.02
No fading	模式 3	2.36	5.24	0.11
No fading	模式 4	0.33	2.21	0.10
Flat fading	模式 1	0.12	5.06	0.15
Flat fading	模式 2	11.3	2.05	0.03
Flat fading	模式 3	2.26	5.53	0.11
Flat fading	模式 4	0.20	5.81	0.10
AWGN	模式 1	0.15	5.24	0.12
AWGN	模式 2	10.1	2.20	0.02
AWGN	模式 3	2.26	6.01	0.10
AWGN	模式 3	0.19	5.63	0.11

从表 1 的实验结果可以看出,本文算法能够根据无线信道条件变化以及认知用户服务模式的变化自适应地优化传输参数.

图 1 给出了算法在 AWGN 信道下,四种不同模式下参数优化调整结果,进一步验证了其有效性.

5.4 相关算法比较

将本文算法与最新代表性文献[4]、文献[6]进行比较.在 AWGN 信道类型下,将对比较算法各运行 20 次,取平均值.由于文献[4]和[6]是将多目标问题进行加权处理,因此,本文算法采用相同的权重,对得到的 Pareto 解集进行选优,对比结果如表 2 所示.

从表 2 中可以看出,本文算法得到的解更优.这是因为:本算法与粒子群算法相比,微粒具有质量属性,并且具有更好的种群多样性.并且本文设计的序值排序、微粒更新方程等各种算子,有效保证了得到分布范围更广且更均匀的 Pareto 解集,避免了文献[4]中由于加权处理可能漏掉的最优解.此外,与已有算法^[3-6]相比,算运行次数减少.这是因为:假设信道条件相同而认知用户所需的服务需求不同,由于此时的 Pareto 最优解集是一样的,所以无需重新运行算法,只需从中选出一个满意解即可.同时,实验结果表明,本文算法收敛速度较快,稳定性较高.

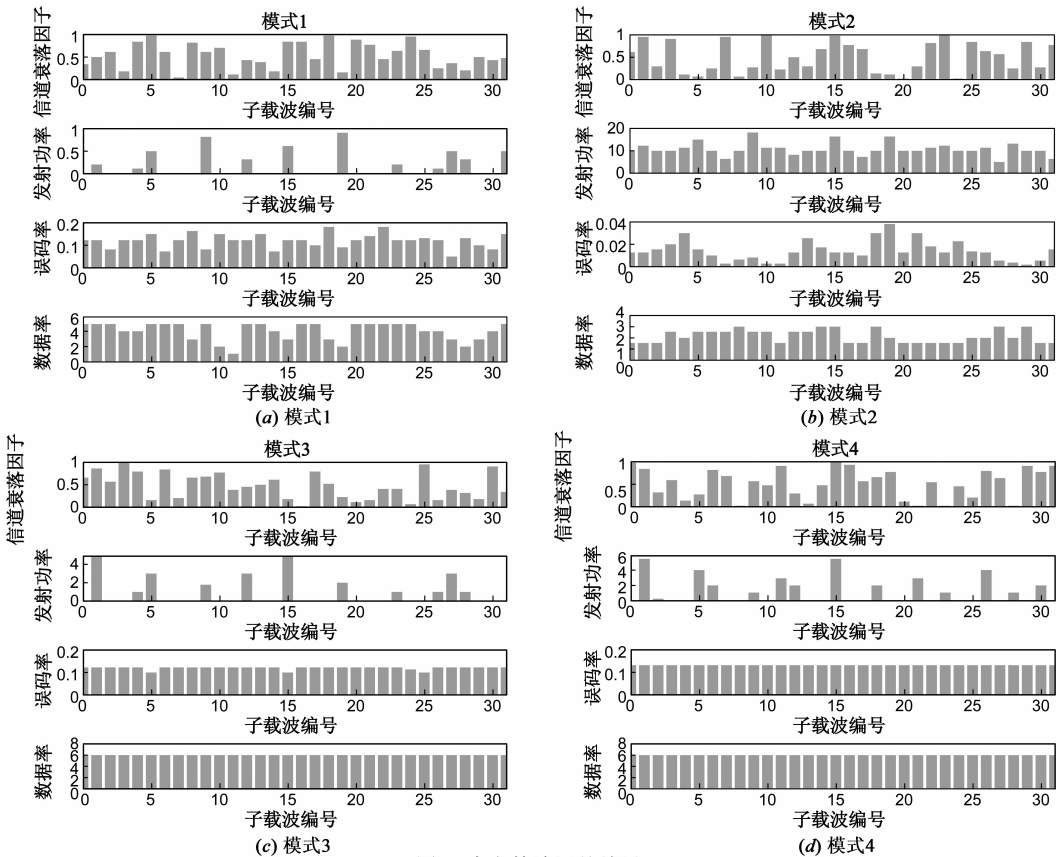


图1 本文算法调整结果

表 2 相关算法性能比较

服务类型	发射功率(dBm)			数据率(Mbps)			误码率(%)		
	本算法	文献 4	文献 6	本算法	文献 4	文献 6	本算法	文献 4	文献 6
模式 1	0.16	0.19	0.20	5.24	5.20	5.19	0.12	0.13	0.14
模式 2	10.1	11.1	11.2	2.20	2.12	2.11	0.03	0.04	0.05
模式 3	2.36	2.61	2.61	5.24	5.20	5.21	0.09	0.11	0.12
模式 4	0.31	0.40	0.40	2.20	2.02	2.01	0.11	0.14	0.13

6 结论

本文提出了一种基于拟态物理学多目标优化的认知参数优化算法,并在多载波环境下进行了仿真实验.结果表明,本算法可以根据无线信道的变化和认知用户需求,自适应调整各个子载波的发射功率和调整方式,实现最佳工作状态.

参考文献

[1] Moshe Timothy-Masonta, Mjumo Mzyece, Ntsibane Ntlatlapa. Spectrum decision in cognitive radio networks: A survey[J]. IEEE Communications and Surveys and Tutorials, 2013, 15 (3): 1088 – 1107.

[2] He Zhi-qiang, Niu Kai, Qiu Tao. A bio-inspired approach for cognitive radio networks[J]. Chinese Science Bulletin, 2012, 57 (28 – 29): 3723 – 3730.

[3] 郑仕链, 杨小牛. 绿色认知无线电自适应参数调整[J]. 物理学报, 2012, 61(14): 148402.

Zheng Shi-Lian, Yang Xiao-Niu. Parameter adaptation in green cognitive radio[J]. Acta Phys Sin, 2012, 61(14): 148402. (in Chinese)

[4] Yang Yi, Konaka Shinsuke, Akutagawa Takahiro. Cognitive engine design for cognitive radio based on modified particle swarm optimization[J]. ICIC Express Letters, 2014, 8(3): 843 – 850.

[5] Zhao Nan, Li Shu-ying, Wu Zhi-lu. Cognitive radio engine design based on ant colony optimization[J]. Wireless Personal Communications, 2012, 65(1): 15 – 24.

[6] 柴争义, 刘芳, 朱思峰. 混沌量子克隆求解认知无线网络决策引擎[J]. 物理学报, 2012, 61(2): 028801.

Chai Zheng-yi, Liufang, Zhu Si-feng. Chaos quantum clonal algorithm for decision engine of cognitive wireless network[J]. Acta Phys Sin, 2012, 61(2): 028801. (in Chinese)

[7] 谢丽萍, 曾建潮. 基于拟态物理学方法的全局优化算法[J]. 计算机研究与发展 2011, 48(5): 848 – 854.

Xie Liping, Zeng Jianchao. Physicomimetics method for global optimization[J]. Journal of Computer Research and Development, 2011, 48(5): 848 – 854. (in Chinese)

[8] Li Hui, Zhang Xiaoguang, Li Lijun. A hybrid deployment algorithm based on clonal selection and artificial physics optimiza-

tion for wireless sensor network[J]. Information Technology Journal, 2013. 12(3): 917 – 925.

[9] Moshe Timothy-Masonta, Mjumo Mzyece, Ntsibane Ntlatlapa. Spectrum decision in cognitive radio networks: A survey[J]. IEEE Communications and Surveys and Tutorials, 2013, 15 (3): 1088 – 1107.

[10] 王艳, 曾建潮. 一种基于拟态物理学优化的多目标优化算法[J]. 控制与决策, 2010, 25(7): 1040 – 1044.

Wang Yan, Zeng Jian-chao. Multi-objective optimization algorithm based on artificial physics optimization[J]. Control and decision, 2010, 25(7): 1040 – 1044. (in Chinese)

[11] Zhang Ping, Liu Yang, Feng Zhi-yong. Intelligent and efficient development of wireless networks: A review of cognitive radio networks[J]. Chinese Science Bulletin, 2012, 57(28): 3662 – 3676.

[12] 赵欣, 沈立炜, 彭鑫, 等. P-MOEA: 一种多目标决策辅助遗传算法用于服务组合 QoS 优化[J]. 中国科学: 信息科学, 2013, 43(1): 73 – 89.

Zhao Xin, Shen Liwei, Peng Xin, et al. P-MOEA: A multi-objective decision making aid EA for service composition QoS optimization[J]. Science China: Information Science, 2013, 43 (1): 73 – 89. (in Chinese)

作者简介



柴争义(通信作者) 男, 1976 年出生, 博士, 副教授, 主要研究方向为认知无线网络、智能优化算法。
E-mail: super_chai@126.com



王 秉 男, 1965 年出生, 副教授, 主要研究方向为无线网络、优化算法设计。