

基于量子遗传算法的认知无线电决策引擎研究^{*}

赵知劲 郑仕链[†] 尚俊娜 孔宪正

(杭州电子科技大学通信工程学院, 杭州 310018)

(2007 年 3 月 14 日收到, 2007 年 4 月 17 日收到修改稿)

提出了基于量子遗传算法的认知无线电决策引擎, 设计了待优化的多目标函数, 利用量子遗传算法调整优化无线电参数, 运用多载波系统对算法性能进行了仿真分析. 实验结果表明该方法在收敛速度、收敛精度和算法稳定性上都明显优于经典遗传算法, 在种群规模较小时仍然能获得很好性能, 适合于实际实现. 不同权重设置模式下仿真结果表明该方法能够在多个目标函数间进行权衡, 参数调整结果与当前对目标函数的偏好一致.

关键词: 认知无线电, 量子遗传算法, 认知引擎

PACC: 9580D

1. 引 言

量子遗传算法(quantum genetic algorithm, QGA)是量子计算理论和遗传算法原理相结合的产物^[1], 是近年来新兴的研究热点. QGA 以量子理论和量子计算为基础, 采用量子比特实现染色体编码, 通过量子门对其进行更新. QGA 具有种群规模小、寻优能力强、收敛速度快和计算时间短的特点, 被广泛应用到寻优问题中^[2-4].

认知无线电(cognitive radio, CR)技术近年来引起了无线通信领域的极大关注^[5-7]. 通常, CR 具有如下基本功能: 感知功能(包括 RF 频谱感知、地理环境感知、用户需求感知等)、学习功能和自适应参数调整功能^[8]. 文献[5]中构建了基于遗传算法(genetic algorithm, GA)的认知引擎用于实现认知无线电基本功能, 文献[8]集中讨论了应用 GA 的认知无线电参数调整功能的实现问题, 验证了 GA 实现参数调整的有效性. 为克服 GA 具有的早熟收敛和爬山能力弱等缺点, 提高搜索效率, 本文提出基于 QGA 的 CR 决策引擎技术, 在多载波系统中对此 CR 决策引擎算法性能进行了仿真分析. 实验结果表明, 采用 QGA 的 CR 决策引擎性能明显优于使用 GA 的决策引擎, 而且能在种群规模较小的情况下获得较好的优化结果, 从而表明使用 QGA 的 CR 参数调整

方法的有效性和实用性.

2. 量子遗传算法

2.1. 染色体编码方式

QGA 个体的染色体编码采用量子比特实现, 而不是传统的遗传算法中广泛采用的二进制、实数、符号等编码方式. 量子比特是一个双态量子系统, 其与经典比特的不同之处就在于它可以落在 $|0\rangle$ 和 $|1\rangle$ 之外的线性组合态. 通常用如下方式表示一个量子比特的状态:

$$|\varphi\rangle = \alpha|0\rangle + \beta|1\rangle, \quad (1)$$

其中 α 和 β 是两个复数, 分别表示状态 $|0\rangle$ 和状态 $|1\rangle$ 的概率幅. 对量子比特测量时得到 0 的概率为 $|\alpha|^2$, 得到 1 的概率为 $|\beta|^2$. 测量将改变量子比特的状态, 使其从 $|0\rangle$ 和 $|1\rangle$ 的叠加态塌缩到与观测结果相应的特定状态. α 和 β 需要满足如下归一化条件:

$$|\alpha|^2 + |\beta|^2 = 1. \quad (2)$$

设一个染色体包含 m 位量子比特, 则其编码形式如下:

$$q = \left[\begin{array}{c|c|c|c} \alpha_1 & \alpha_2 & \dots & \alpha_m \\ \beta_1 & \beta_2 & \dots & \beta_m \end{array} \right], \quad (3)$$

其中 $|\alpha_i|^2 + |\beta_i|^2 = 1, i = 1, 2, \dots, m$. 由于每一个

^{*} 电科院预研基金(批准号: 41101040102)资助的课题.

[†] E-mail: lianshizheng@126.com

量子比特可以表示两个经典比特,因而一个长为 m 的量子比特编码能表示 2^m 个不同的经典信息,所以 QGA 能搜索到比经典遗传算法更为广泛的空间。

2.2. 量子遗传算法

量子遗传算法(QGA)的一般步骤如下:

- 1) 初始化种群 $Q(t)$, $t=0$;
- 2) 对 $Q(t)$ 中的各个个体实施一次测量,得到一组状态 $P(t)$;
- 3) 对 $P(t)$ 进行适应度评价,将 $P(t)$ 中最优解保存至 $B(t)$;
- 4) 判断是否满足终止条件:是,终止;否,继续;
- 5) $t=t+1$;
- 6) 对种群 $Q(t-1)$ 中的个体实施一次测量,得到一组状态 $P(t)$;
- 7) 运用适应度函数对 $P(t)$ 进行适应度评价;
- 8) 使用量子旋转门对种群进行更新,得到 $Q(t)$;
- 9) 将 $P(t)$ 和 $B(t-1)$ 中的最优解保存至 $B(t)$ 转至 4)。

算法中染色体种群可以表示为 $Q(t) = \{q_1^t, q_2^t, \dots, q_n^t\}$, 其中 t 表示进化代数, n 表示种群规模(种群中个体数目), q_i^t ($i=1, 2, \dots, n$) 表示第 t 代的染色体, 它可表示为

$$q_i^t = \begin{bmatrix} \alpha_{i1}^t & \alpha_{i2}^t & \dots & \alpha_{im}^t \\ \beta_{i1}^t & \beta_{i2}^t & \dots & \beta_{im}^t \end{bmatrix}. \quad (4)$$

在算法步骤 1) 初始化种群中, q_i^0 中的 α_{ij}^0 和 β_{ij}^0 ($i=1, 2, \dots, n$, $j=1, 2, \dots, m$) 均初始化为 $1/\sqrt{2}$, 表示在初始搜索时所有状态均以相同的概率进行叠加。

在算法步骤 2) 由 $Q(t)$ 的观测状态产生 $P(t)$ 中, 得到的 $P(t)$ 是一组二进制解, $P(t) = \{p_1^t, p_2^t, \dots, p_n^t\}$, 其中每一个二进制解 p_i^t ($i=1, 2, \dots, n$) 均是由长度为 m 的二进制串组成, 并且 p_i^t 中每一位的取值通过每一位量子位的概率 $|\alpha_{ij}^t|^2$ ($j=1, 2, \dots, m$) 确定, 即随机产生一个 $[0, 1]$ 之间的数, 比较其与 $|\alpha_{ij}^t|^2$ 的大小, 如果它小于 $|\alpha_{ij}^t|^2$, 则 p_i^t 中相应位取值为“0”, 否则取值为“1”。

在算法步骤 8) 更新种群中, 通过二进制解 $P(t)$ 和已经保存过的最优解形成合适的量子门来更新种群, 以得到适应度更高的模式。本文中用量子旋转门的更新操作如下所示:

$$\begin{bmatrix} \alpha'_i \\ \beta'_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta_i & -\sin\theta_i \\ \sin\theta_i & \cos\theta_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_i \\ \beta_i \end{bmatrix}, \quad (5)$$

其中 α'_i 和 β'_i ($i=1, 2, \dots, m$) 表示更新后染色体第 i 个量子比特, θ_i ($i=1, 2, \dots, m$) 表示量子旋转门的旋转角, 其大小和方向由事先设计的调整策略确定。

本文采用如下调整策略: $\theta_i = \Delta\theta_i \cdot s(\alpha_i, \beta_i)$, 其中 $\Delta\theta_i$ 和 $s(\alpha_i, \beta_i)$ 分别代表旋转的角度和方向, 取值如表 1 所示, 其中“*”表示可取任意值。该调整策略将待调整个体当前的测量值的适应度 $f(x)$ 与已保存的最优解的适应度 $f(b)$ 进行比较, 如果 $f(x) > f(b)$, 则调整个体中相应位量子比特(该位测量值 x_i 与最优解相应位的值 b_i 不相等), 使得概率幅对 (α_i, β_i) 向着有利于 x_i 出现的方向演化; 反之, 如果 $f(x) < f(b)$, 则调整个体中相应位量子比特(该位测量值 x_i 与最优解相应位的值 b_i 不相等), 使得概率幅对 (α_i, β_i) 向着有利于 b_i 出现的方向演化。表 1 中, Δ 为每次调整的角步长, 其值必须合理选取, Δ 值太大, 算法易陷入局部极值而出现早熟现象, Δ 值太小, 算法的搜索速度就很慢, 甚至会处于停滞状态。

表 1 旋转角调整策略

x_i	b_i	$f(x) > f(b)$	$\Delta\theta_i$	$s(\alpha_i, \beta_i)$			
				$\alpha_i\beta_i > 0$	$\alpha_i\beta_i < 0$	$\alpha_i = 0$	$\beta_i = 0$
0	0	*	0	*	*	*	*
1	1	*	0	*	*	*	*
0	1	False	Delta	+1	-1	0	± 1
0	1	True	Delta	-1	+1	± 1	0
1	0	False	Delta	-1	+1	± 1	0
1	0	True	Delta	+1	-1	0	± 1

3. 基于 QGA 的 CR 决策引擎

通常, CR 具有如下基本功能: 感知功能(包括 RF 频谱感知、地理环境感知、用户需求感知等)、学习功能和自适应参数调整功能。感知功能要求 CR 能直接或间接获得无线环境、用户需求和各种制度规定等信息, 参数调整需要根据感知到的当前信道条件、用户需求和制度限定等信息, 对多个目标函数进行优化, 给出一种符合多条件限制的最佳参数配置方案, 从而优化系统性能; 学习功能则要求 CR 对过去事件具有记忆能力, 指导 CR 的参数优化。CR 决策引擎用于实现 CR 参数调整功能。

本文讨论多载波系统的参数调整,子载波数为 32,每个子载波分配一个随机数,其取值范围为 0—1,用来表示该载波对应的信道衰落因子,从而模拟动态信道.系统可调参数包括发射功率和调制方式.发射功率共有 64 种可能取值,范围设置为 0—25.2 dBm,间隔为 0.4 dBm.可选调制方式包括 BPSK, QPSK, 16QAM 和 64QAM.每个子载波信道均可选择不同的发射功率和调制方式.这种多载波系统参数调整寻优空间为 256^{32} ,数量级为 10^{77} .CR 要实现的目标函数包括最小化发射功率、最小化比特错误率 (BER) 和最大化数据速率.各个目标函数使用如下归一化形式:

$$f_{\min\text{-power}} = 1 - \bar{P}/P_{\max}, \quad (6)$$

$$f_{\min\text{-ber}} = 1 - \frac{\log_{10}(0.5)}{\log_{10}(\bar{P}_{\text{be}})}, \quad (7)$$

$$f_{\max\text{-data-rate}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \log_2 M_i - \log_2 M_{\min}}{\log_2 M_{\max} - \log_2 M_{\min}}, \quad (8)$$

其中, N 为载波数(子信道数), \bar{P} 为发射功率平均值, P_{\max} 为最大可能发射功率, \bar{P}_{be} 为 N 个信道比特错误率平均值, M_{\min} 为最小调制进制数, M_{\max} 为最大调制进制数, M_i 为第 i 个子信道调制进制数.假设信道类型为 AWGN 信道,噪声功率为 0 dBm,符号速率为 1 Msps.星座图采用格雷码分配,比特错误率计算公式可参考文献 [9].由于不同链路条件、不同用户需求等导致不同目标函数的重要性不尽相同,本文用 w_1 , w_2 和 w_3 分别表示最小化发射功率、最小化比特错误率和最大化数据速率的权重.权重数值大小反映对应目标函数的重要性程度.给定各个目标函数权重,可将三个目标函数归为如下单目标函数:

$$f = w_1 f_{\min\text{-power}} + w_2 f_{\min\text{-ber}} + w_3 f_{\max\text{-data-rate}}. \quad (9)$$

由此,CR 决策引擎要实现的功能即为调整各个发射功率和调制方式实现(9)式所示目标函数的最大化.本文使用 QGA 实现 CR 决策引擎,将(9)式所示目标函数作为衡量个体性能的适应度函数,期望得到满足当前目标函数需求的参数配置.

4. 仿真及结果分析

仿真实验对采用 GA 和 QGA 的 CR 决策引擎性能进行比较.GA 采用二进制编码方式,染色体中基因为各个子载波信道对应的发射功率和调制方式,包含比特位数为 256,采用轮盘赌选择、两点交叉和

基本位变异,参数设置如下:交叉概率为 0.6,变异概率为 0.001,种群规模为 30,最大进化代数为 1500.QGA 染色体包含量子比特位数为 256,种群规模和最大进化代数与 GA 一致,量子旋转门调整策略中每次调整的角步长 Δ 采用不同设置: 0.2π , 0.01π , 0.005π 以及 0.1π 和 0.005π 间动态调整(随进化代数线性减少).仿真实验中权重设置采用四种模式,取值如表 2 所示.模式 1 适用于低功耗情况,模式 2 适用于可靠性要求高的通信,模式 3 适用于高数据速率要求的应用,模式 4 则对各个目标函数偏好相同.

表 2 权重设置

权重	模式 1	模式 2	模式 3	模式 4
w_1	0.80	0.15	0.05	1/3
w_2	0.15	0.80	0.15	1/3
w_3	0.05	0.05	0.80	1/3

对四种模式分别进行 10 次独立实验,每次实验分别采用 GA 和 QGA 对目标函数进行优化,记录每一代种群中最大适应度个体目标函数值,再对 10 次实验结果取平均,所得平均目标函数值随进化代数的变化曲线如图 1 所示.由图 1 可知,QGA 性能要明显优于 GA.不同角步长下 QGA 性能也有明显差异, Δ 值较大时(0.2π),虽然增加了算法的收敛速度,但却出现了早熟收敛现象,而当 Δ 值较小时(0.01π 或 0.005π)算法搜索效率明显降低.采用角步长在 0.1π 和 0.005π 间动态调整的方式则同时具有收敛速度快和收敛性能好的优点,体现了这种角步长动态调整方式的优越性.

表 3 给出了不同进化代数时 GA 和 QGA 优化得到的 10 次独立实验的目标函数平均值.从表中可知,四种权重设置模式下,QGA 在不同进化代数优化得到的平均目标函数值均明显大于 GA 优化得到的平均目标函数值,在进化代数较小为 50, 100 时,QGA 就能获得较优解,说明了 QGA 搜索的高效性.值得指出的是,QGA 在进化代数为 50 时所优化得到的平均目标函数值与 GA 在 1500 代时优化得到的平均目标函数值接近相同,这对实时性要求高的 CR 决策引擎来说具有重要意义.CR 决策引擎计算量主要集中在目标函数计算上,以适应度评价为计算复杂度的衡量标准,则意味着 QGA 能在 GA 搜索 1/30 的时间内实现与 GA 性能接近一致的参数调整结果.另外,当进化代数为 1500 时,QGA 10 次独立实

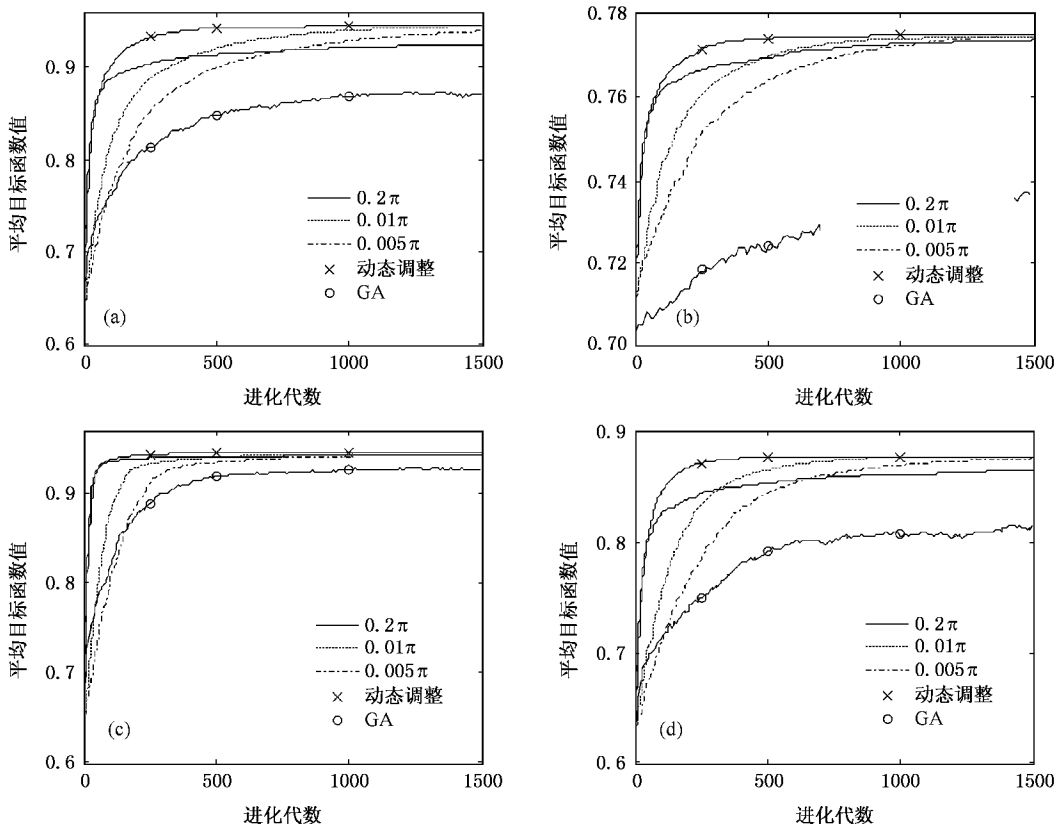


图1 QGA 和 GA 性能比较 (a)模式1 (b)模式2 (c)模式3 (d)模式4

验所得最终目标函数值的标准差明显小于 GA,因此 QGA 算法比 GA 算法稳定.

图2 给出了种群规模分别为 30, 10, 2, 1 时采用动态调整角步长方式的 QGA 优化所得平均目标函数值随进化代数的关系曲线, GA 作为参考, 图中 P 表示种群规模. 由图2 可知, 随着种群规模的下降, QGA 性能有所下降, 但均优于 GA. 特别需要指出的

是, 当种群规模为 1 时, QGA 仍然能够得到较满意的优化结果, 而 GA 在种群规模为 1 的情况下无法进行选择 and 交叉操作, 仅能进行变异操作, 此时 GA 退化为随机搜索. 量子遗传算法在并行实现中克服了经典遗传算法通信量过大的困难, 其在种群规模较小时的优良性能则进一步减少了处理器开销, 有利于并行实现.

表3 平均目标函数值比较

进化代数	模式 1		模式 2		模式 3		模式 4	
	GA	QGA	GA	QGA	GA	QGA	GA	QGA
50	0.7323	0.8616	0.7084	0.7541	0.7771	0.9228	0.6939	0.8024
100	0.7608	0.9005	0.7093	0.7637	0.8175	0.9366	0.7124	0.8445
500	0.8487	0.9425	0.7241	0.7743	0.9178	0.9443	0.7908	0.8758
1500	0.8718	0.9444	0.7373	0.7753	0.9271	0.9444	0.8132	0.8765
标准差	0.0085	10^{-16}	0.0067	0.0032	0.0038	10^{-16}	0.0088	10^{-15}

图3 给出了种群规模为 1 时 QGA 具体参数调整结果, 各个载波对应的信道衰落因子由计算机随机产生. 图3(a)中, 平均发射功率为 0.1875 dBm, 平

均数据速率为 5.5313 Mbps, 说明 QGA 成功实现了模式 1 下对最小化发射功率这一主要目标函数的优化, 同时兼顾了最小化比特错误率和最大化数据速

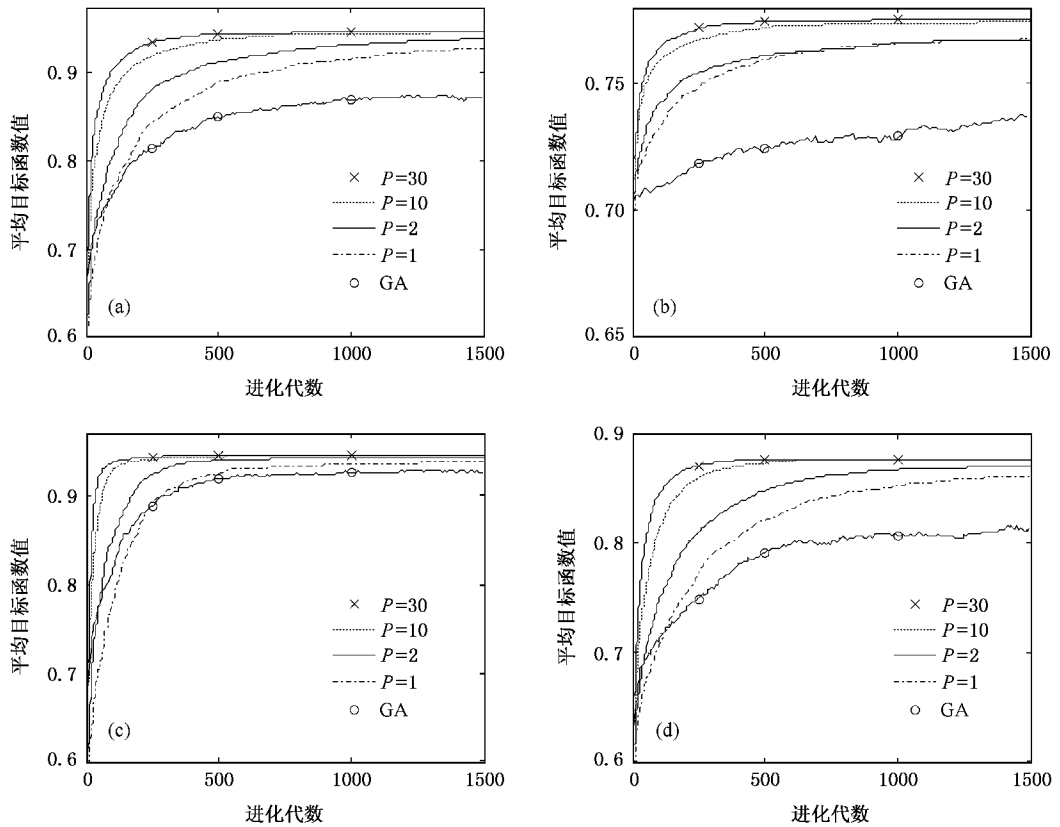


图 2 不同种群规模时 QGA 性能 (a)模式 1 (b)模式 2 (c)模式 3 (d)模式 4

率的要求. 图 3(b)中, 平均发射功率为 10.7125 dBm, 平均数据速率为 1.2188 Mbps, 平均 BER 约为 10^{-3} , 明显小于图 3(a)(c)和(d)中相应 BER, 从而实现了低比特错误率, 同时兼顾了最小化发射功率和最大化数据速率的要求, 与模式 2 对目标函数的偏好一致. 图 3(c)中调制方式均调整为 64 QAM, 平均数据速率为 6 Mbps, 实现了数据速率最大化. 图 3(d)中平均发射功率为 0.425 dBm, 调制方式均为 64 QAM, BER 较大. 虽然模式 4 对各个目标函数的偏好相同, 但算法却更倾向于实现最小化发射功率和最大化数据速率, 因为最小化比特错误率与最小化发射功率和最大化数据速率都存在竞争关系, 同时实现发射功率最小(发射功率为 0 dBm)和数据速率最大(调制方式为 64 QAM)的染色体比单独实现比特错误率最小(同时要求发射功率最大、调制方式为 BPSK)的染色体适应度明显要高.

5. 结 论

本文提出了基于 QGA 的 CR 决策引擎, 实现了 CR 自适应参数调整功能. 仿真结果表明, 采用 QGA 的 CR 决策引擎在搜索效率、收敛精度和算法稳定性方面均明显优于 GA, 它能在进化初期找到满意解, 从而降低决策时间. 采用角步长动态调整的 QGA 同时具有收敛速度快和收敛精度高的优点, 适合于实现 CR 决策引擎. 不同种群规模下仿真结果说明 QGA 能够在种群规模较小时保证优化质量, 从而减少并行实现时处理器开销, 更适用于实际实现. 各种不同权重设置下 QGA 能够根据目标函数权重对不同目标函数进行权衡, 主要实现权重高的目标函数, 同时兼顾客重低的目标函数, 给出一组最优化的认知无线电参数折衷值, 参数调整结果与当前对目标函数的偏好一致.

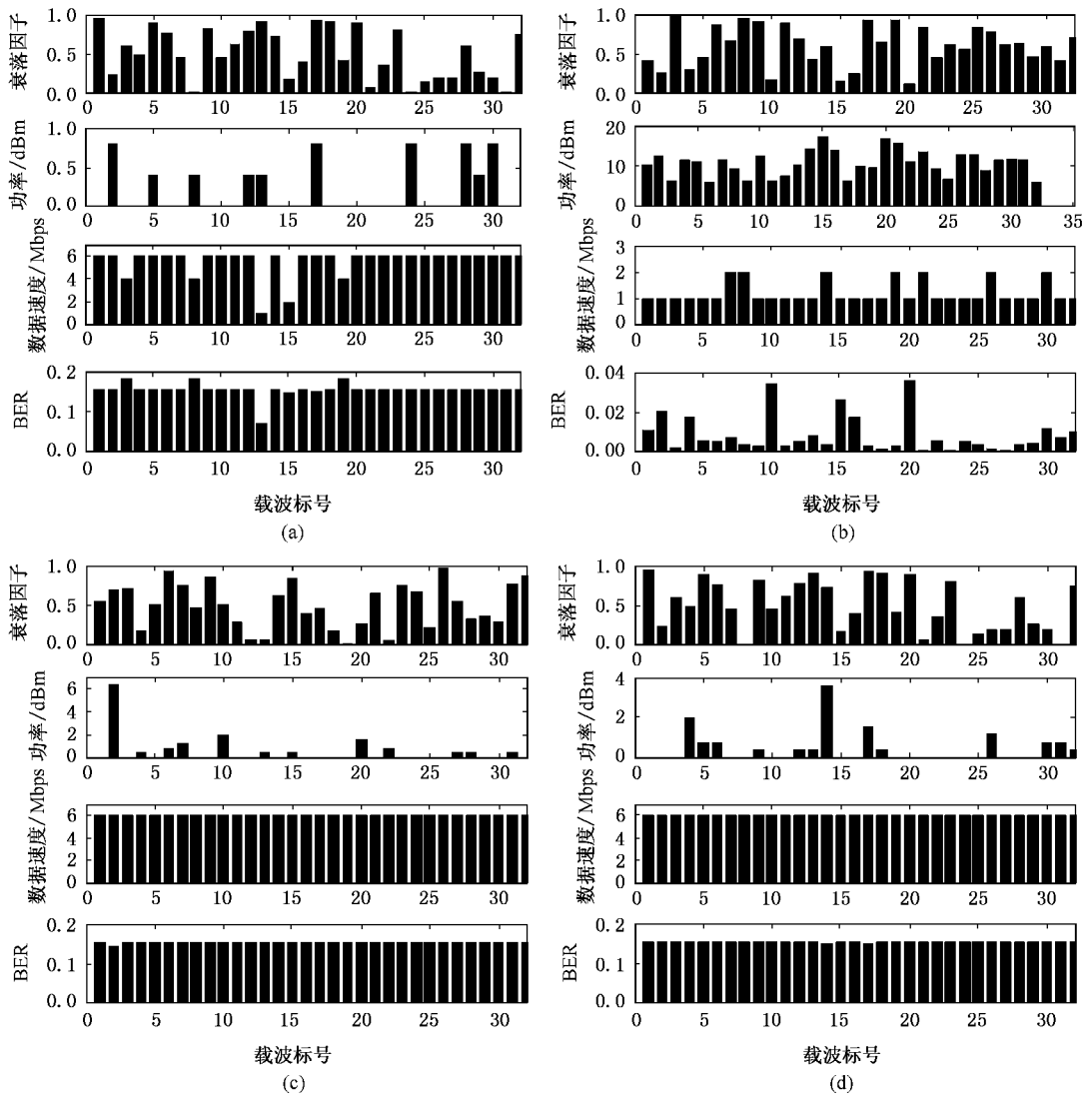


图3 QGA 参数调整结果(种群规模为1) (a)模式1 (b)模式2 (c)模式3 (d)模式4

[1] Narayanan A, Moore M 1996 *IEEE International Conference on Evolutionary Computation* 61

[2] Han K H, Kim J H 2000 *IEEE International Conference on Evolutionary Computation* 1354

[3] Yan J A, Zhuang Z Q 2003 *Journal of Electronics* **20** 62

[4] Zhou S, Pan W, Luo B, Zhang W L, Ding Y 2006 *Acta Electronica Sinica* **34** 897 (in Chinese) [周殊、潘炜、罗斌、张伟利、丁蕾 2006 电子学报 **34** 897]

[5] Rieser C J 2004 Biologically Inspired Cognitive Radio Engine Model Utilizing Distributed Genetic Algorithms for Secure and Robust

Wireless Communications and Networking (Blacksburg : Virginia Tech)

[6] Haykin S 2005 *IEEE Journal on Selected Areas in Communications* **23** 201

[7] Neel J 2006 Analysis and Design of Cognitive Radio Networks and Distributed Radio Resource Management Algorithms (Blacksburg : Virginia Tech)

[8] Rondeau T W, Rieser C J, Bostian C W 2004 SDR Forum

[9] Proakis J G 2000 *Digital Communications, Fourth Edition* (New York : McGraw-Hill) p254

A study of cognitive radio decision engine based on quantum genetic algorithm^{*}

Zhao Zhi-Jin Zheng Shi-Lian[†] Shang Jun-Na Kong Xian-Zheng
(*Telecommunication School , Hangzhou Dianzi University , Hangzhou 310018 , China*)
(Received 14 March 2007 ; revised manuscript received 17 April 2007)

Abstract

One of the basic capabilities of cognitive radio is to adapt the radio parameters according to the changing environment and user needs. A cognitive radio decision engine based on quantum genetic algorithm is proposed , in which the radio parameters are adapted and optimized by quantum genetic algorithm. The multiple objective functions are designed and multi-carrier system is used for performance analysis. Experimental results show that the proposed method has better convergence , precision and stability than the classic genetic algorithm , and the good performance of the proposed method in small population size illustrates that it is suitable for hardware implementation. Simulation results under different weighting scenarios illustrate the trade-off between multiple objective functions and that the adapted parameter configuration is consistent with the weights of the objective functions.

Keywords : cognitive radio , quantum genetic algorithm , cognitive engine

PACC : 9580D

^{*} Project supported by the Pre-Research Foundation of Electronics Science Research Institute (Grant No. 41101040102).

[†] E-mail : lianshizheng@126.com