

基于 DNA 遗传算法的 CR 多载波参数优化*

杨世恩¹, 陈春梅²

(1.西南科技大学 网络信息中心, 四川 绵阳 621010;

2.西南科技大学 信息工程学院, 四川 绵阳 621010)

摘要: 提出了一种基于 DNA 计算的非支配排序多目标遗传算法(DNA-GA)来对 CR 多载波传输参数进行优化。该算法通过非支配排序计算个体适应度, 结合克隆操作使算法收敛于全局最优, 并引入 DNA 基因级操作, 以提高算法的搜索性能, 保持种群的多样性。通过在不同服务需求情况下得到的仿真参数结果, 证明了 DNA-GA 可以有效地优化 CR 传输参数。

关键词: 认知无线电; DNA 编码; 多目标遗传算法; 参数优化

中图分类号: TN014

文献标识码: A

文章编号: 1674-7720(2011)05-0068-04

Parameter optimization of multicarrier in CR based on DNA GA

Yang Shien¹, Chen Chunmei²

(1.Center of Network Information, Southwest University of Science and Technology, Mianyang 621010, China;

2.School of Information Engineering, Southwest University of Science and Technology, Mianyang 621010, China)

Abstract: This paper presents a DNA multi-objective genetic algorithm (DNA-GA) based on non-dominated sorting to optimize the CR multi-carrier parameters. Non-dominated sorting and clone operator are used to converge to the global Pareto-optimal front. In addition, the DNA genetic manipulation is introduced to improve the search capability and get good population diversity. The simulation results in different service requirements show that DNA-GA can effectively optimize CR transmission parameters.

Key words: CR; DNA encoding; multi-objective genetic algorithm; parameters optimization

认知无线电 CR(Cognitive Radio)是一个智能无线通信系统,它可以感知环境并进行学习^[1]。CR 能根据环境自适应调整工作参数以提高其性能。CR 的性能目标通常是相互制约的,如误码率、传输能量、数据率等。CR 参数优化需在多目标间进行权衡来确定其工作参数。

传统的 CR 多目标优化方法是将多个目标转化为单目标处理^[1-2],这类方法一般需要为各目标设置权值,可能会漏掉一些最优解。多目标遗传算法能模拟生物进化机制,具有在寻优空间中进行全局搜索的能力,适合解决各种复杂的多目标优化问题,且不受问题限制,能搜索出问题的全局最优解。其中比较典型的优秀算法有 NSGAII^[3]、NNIA^[4]和 SPEA^[5]等。

DNA 计算通过分子生物 DNA 的双螺旋结构和碱基配对进行信息编码^[6],其优点是 DNA 分子能海量存储遗传密码,遗传算法能够在分子水平上模拟生物进化过

程。本文将 DNA 和遗传算法相结合,通过基因级操作,提出一种基于 DNA 编码的多目标遗传算法来对 CR 多载波参数进行优化。

1 基于 DNA 编码的遗传算法

DNA 的基本元素是核苷酸,由四类碱基组成:腺嘌呤(A)、鸟嘌呤(G)、胞嘧啶(C)及胸腺嘧啶(T)。DNA 链由 A、T、G、C 组成一序列,碱基间通过磷酸二酯键连接。两条 DNA 单链通过碱基互补配对形成双链,A、C、T、G 排列的多样性构成了丰富的遗传信息,在基因表达过程中是以 DNA 片段的一条单链为模版合成 RNA,将遗传信息转录到 RNA。RNA 独特的单链结构和对基因信息的垂直继承,便于遗传算法和 DNA 计算相结合。本文算法基于 DNA 单链模型进行。

1.1 DNA 编码

使用 N 条 DNA 单链(RNA)组成初始化种群,每条单链由 A、U、G、C 组成的 DNA 序列进行编码。将多目标

* 基金项目: 国家 863 项目(2007AA01Z151)

网络与通信 Network and Communication

优化的参数编码为长度作为 L 的一组 DNA 序列, 以形成染色体。即 DNA 编码可等效成一种四进制编码, 可分别将 CUAG 编码为 0123^[7]。

1.2 遗传操作算子

(1) 交叉算子

交叉算子主要包括转位算子、换位算子和置换算子^[7], 在 DNA-GA 中各交叉算子分别以不同的概率执行。置换算子是用某个体的某段子序列来代替另一个体的某段长度相同的子序列, 换位算子是将 DNA 序列中的两段子序列交换位置。

(2) 变异算子

基因变异可保持种群多样性, 本算法变异算子通过将 DNA 序列中的某位变换为其余三种碱基中的一种来实现。

(3) 克隆算子

将上述操作后的种群作为基础种群, 从中选择一些适应度好的个体进行克隆操作, 即将被选个体根据其适应度进行复制变异。适应度高的个体被复制的数目越多, 各个体被复制次数为 $C_i = \text{round}(\eta \times N/r)$, η 为克隆系数, r 为适应度值序号。复制生成群体为 C_2 。对群体 C_2 个体实施高频变异, 变异函数为:

$$C_3(i) = C_2(i) + \delta \quad (1)$$

传统的高频变异是高斯变异, 它具有很强的局部搜索能力, 柯西变异可避免收敛于局部最优。本文采用高斯和柯西变异的混合变异算子 δ , 定义如下:

$$\delta = \exp\left(-\frac{\beta}{S+D}\right) \times \left(\frac{S}{S+D} \times C(0, 1) + \frac{D}{S+D} \times N(0, 1)\right) \quad (2)$$

其中, D 为亲和度值, S 为多样性值, $C(0, 1)$ 为服从柯西分布的随机数函数, $N(0, 1)$ 为服从高斯分布的随机数函数, β 为系数。

1.3 DNA 多目标遗传算法的实现

基于 DNA 的多目标遗传算法通过非支配排序计算个体适应度, 结合克隆操作使种群能较快找到全局最优解。引入 DNA 交叉变异算子, 使种群具有更好多样性。

(1) 初始化。设定算法参数, 如种群大小 N , 进化代数 G 等。按照上述 DNA 编码方式随机产生四进制初始化种群。

(2) 个体评价。计算上述产生个体的目标函数值, 并根据个体之间的非支配关系确定个体适应度。

(3) 遗传操作。使用锦标赛选择方式在(1)产生的种群中选择 $N/2$ 个 DNA 序列个体。将得到的种群作为遗传操作的父本, 通过上述 DNA 交叉和变异方法对其实施 DNA 交叉和变异操作, 并产生子代 P_1 。从遗传变异后的种群 P_1 中选出 k 个最优个体作为父本, 进行克隆产生新子代 P_2 。

(4) 重新评价。将遗传操作产生的子代 P_1 以及克隆产生的子代 P_2 合并, 进行非支配排序, 并选择其中

最好的 $N/2$ 个 DNA 个体。转至(3), 直到满足终止条件。

2 仿真研究

2.1 测试函数

为验证算法性能, 选用几个典型多目标测试函数^[8]进行比较, 这些多目标优化问题由于其均衡面具有非凸性、不连续性以及较强欺骗性, 使优化问题较为复杂。

(1) 函数 ZDT1, 其 Pareto 前沿是凸的: $f_1(x_1) = x_1; f_2(x) = 1 - \sqrt{f_1/g}; g(x) = 1 + 9 \left(\sum_{i=1}^m x_i / (m-1) \right)$ 。其中, $m=30, 0 \leq x_i \leq 1$, 当 $g(x)=1$ 时形成 Pareto 前沿。

(2) 测试函数 ZDT2, 其 Pareto 前沿是非凸的: $f_1(x_1) = x_1; f_2(x) = 1 - (f_1/g)^2; g(x) = 1 + 9 \left(\sum_{i=2}^m x_i / (m-1) \right)$ 。其中, $m=30, 0 \leq x_i \leq 1$, 当 $g(x)=1$ 时形成 Pareto 前沿。

(3) 函数 ZDT3, 其 Pareto 前沿是凸且不连续的: $f_1(x_1) = x_1; f_2(x) = g(1 - \sqrt{f_1/g} - (f_1/g) \sin(10\pi f_1)); g(x) = 1 + 9 \left(\sum_{i=2}^m x_i / (m-1) \right)$ 。其中, $m=10, 0 \leq x_i \leq 1$, 当 $g(x)=1$ 时形成 Pareto 前沿。

(4) 函数 ZDT4, 其 Pareto 前沿是非凸的: $f_1(x_1) = x_1; f_2(x) = g(1 - \sqrt{x_1/g}); g(x) = 1 + 10(m-1) + \left(\sum_{i=2}^m x_i^2 - 10 \cos(4\pi x_i) \right)$ 。其中, $m=10, 0 \leq x_i \leq 1$, 当 $g(x)=1$ 时, 形成 Pareto 前沿。

2.2 仿真结果及其分析

试验参数为: 交叉变异概率 $cp=0.9, mp=0.1, \eta=0.1, \beta=10\ 000, k=10$ 。将本算法与 NNIA 及 NSGAI 进行比较, 设算法的种群规模均为 100。本算法进化代数为 40, NNIA 进化代数为 50, NSGAI 进化代数为 300, 测试结果如图 1 所示。

由图 1(b)、图 1(d) 可知, 本算法与理想曲线的接近度和解分布的均匀度均明显优于 NNIA 和 NSGAI; 图 1(a)、(c) 中, 本算法与理想曲线的接近度大约为 85%, NNIA 的接近度约为 78%, 而 NSGAI 的接近度约为 52% 左右。可以看出, DNA-GA 算法可以在较少进化代数的条件下获得比其他算法更好的性能, 能够较快找到问题的最优解集, 算法获得的 Pareto 前沿能很好逼近真实的 Pareto 最优曲线, 且解的分布也比较均匀。

3 认知无线电参数重构

CR 能够感知周围的无线环境, 从而获得环境的特性, 如信噪比、误码率、噪声功率等。其主要特点是能够根据无线环境的变化和服务需求的不同自适应地调整其参数, 以保证获得较好的通信质量。

3.1 CR 可调参数

CR 需灵活调整其传输参数来满足不同环境下用户

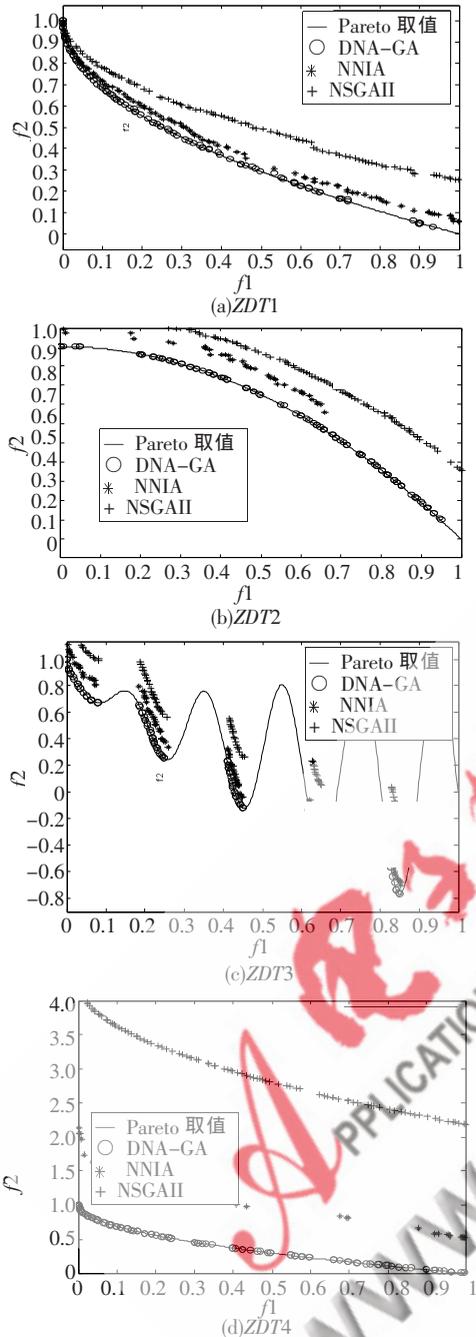


图1 各个测试函数的仿真结果

的需求。CR 性能优化所涉参数较多,本文采用一个简化模型来说明算法的有效性,设可调参数有两个:

(1)发射功率 x_1 调整范围为 0.1~2.56 mW。

(2)调制方式 x_2 , 可以是以下七种调制方式中的一种: BPSK、QPSK、8QAM、16QAM、32QAM、64QAM、128QAM, 调制方式的值越大,其数据率越高。

3.2 目标函数

目标函数的选择要求能够反映当前链路质量,本文将无线环境通信的几个性能指标作为 DNA-GA 的目标函数来优化 CR 传输参数。对于载波数为 N_c 的多载波系统,其目标函数为:

(1)最小化功率消耗:

$$f_{\min_power} = \frac{\sum_{i=1}^{N_c} P_i}{N_c \times P_{\max}} \quad (3)$$

其中, P_i 为各子载波的传输功率, P_{\max} 为可获得的最大传输功率。

(2)最大化数据率:

$$f_{\max_data} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{N_c} \log_2(M_i)}{\log_2(M_{\max}) \times N_c} \quad (4)$$

其中, M_i 为各子载波的调制方式的符号数, M_{\max} 为最大符号数。

(3)最小化误比特率^[9]:

$$f_{\min_ber} = \frac{\log_{10}(0.5)}{\log_{10}(P_{be})} \quad (5)$$

其中, P_{be} 是平均误比特率, 当调制方式为 MQAM 时, P_{be} 可以由式(6)得到:

$$P_{be} = \frac{4}{\log_2(M)} \left(1 - \frac{1}{\sqrt{M}}\right) Q \left(\sqrt{\frac{3 \times \log_2(M) P}{M-1 N}} \right) \quad (6)$$

当调制方式为 BPSK 时,误比特率公式为:

$$P_{be} = Q \left(\sqrt{\frac{P}{N}} \right) \quad (7)$$

当调制方式为 QPSK 时,误比特率公式为:

$$P_{be} = \frac{2}{\log_2(M)} Q \left(\sqrt{2 \times \log_2(M) \times \frac{P}{N}} \times \sin \frac{\pi}{M} \right) \quad (8)$$

其中, P 为信号功率, N 为噪声功率。

3.3 基于 DNA-GA 的 CR 多载波参数优化

将上述三函数作为 DNA-GA 目标函数优化 CR 多载波系统参数。通过 DNA-GA 算法得到 Pareto 最优解集。算法具体流程为:

(1)对 CR 可调参数进行编码作为染色体,产生大小为 N 的初始化种群,并根据 CR 目标函数计算每个个体的目标函数值。

(2)根据锦标赛选择方法,从初始的 N 个 DNA 个体中选择其中的 $N/2$ 个。

(3)将步骤(2)选出的种群作为父本,进行 DNA 交叉和变异操作,并产生子代 P_1 。

(4)从步骤(3)产生的个体中选出 k 个优秀个体进行克隆操作,产生子代 P_2 。

(5)将子种群 P_1 和 P_2 合并,进行非支配排序,选择最优秀的 $N/2$ 个 DNA 个体,转到步骤(3),直到终止条件被满足。

(6)根据用户服务类型从上述得到的最优解中选择一组用户最满意解,并将此最满意的解作为 CR 多载波系统的传输参数。

3.4 仿真结果

本文在 Matlab 中的 802.11a 平台上对具有 32 个子

载波的多载波系统进行仿真,为每个子信道分配随机噪声来模拟实际中的动态信道变化。因此,每个子信道的信噪比是各不相同的。设 DNA-GA 和 NNIA 算法的进化代数数为 50 代,NSGAI 进化代数数为 300 代。当用户对传输能量要求较高时,分别运行 NSGAI、NNIA 和 DNA-GA 得到的参数调整结果是:NSGAI 的平均传输功率为 0.468 mW,平均调制方式为 4,平均误码率为 0.021 8; NNIA 的平均传输功率为 0.471 mW,平均调制方式为 5,并且其平均误码率为 0.020 8;DNA-GA 得到子载波的平均传输功率是 0.415 4 mW,比 NSGAI 节约 2%,比 NNIA 节约 2.1%,获得的平均调制方式为 4,其平均误码率为 0.019 7。可见,当用户需求较低的传输功率时,DNA-GA 在节约传输能量的同时得到较小的误码率。

用户对数据率要求较高时所得的每个子载波传输参数为:由 NSGAI 结果可得子载波平均传输功率为 0.976 mW,平均调制方式为 5,平均误码率为 0.012 3; NNIA 的平均传输功率为 0.756 9 mW,平均调制方式为 6,平均误码率为 0.020 04;DNA-GA 得到的平均传输功率为 1.2 mW,平均调制方式为 6,平均误码率为 0.007 98。可以看出,在三种算法中 DNA-GA 在能够得到较高的数据率的同时,并且获得较小的误码率。

用户对误码率性能要求较高时得到每个子载波的平均传输能量为:NSGAI 算法的平均传输能量为 1.46 mW,平均调制方式 4,平均误码率为 4.99×10^{-4} ; NNIA 算法的平均传输能量为 1.4 mW,平均调制方式为 4,平均误码率为 5.08×10^{-4} ;DNA-GA 算法的平均传输能量为 1.43 mW,平均调制方式为 4,平均误码率为 4.17×10^{-4} 。可见,DNA-GA 算法得到的误码率与其他两种算法相比较,可靠性大大提高。

CR 传输参数优化问题是一个多目标优化问题,本文提出了一种基于 DNA 计算的多目标遗传算法来实现 CR 多载波系统参数优化。DNA-GA 通过非支配排序结合克隆操作以及 DNA 基因操作能够快速准确获得最优解集,并能根据不同的服务类型选择一组最满意的解作为 CR 系统的传输参数。仿真结果证明,本算法能够在较短的时间内得到较优的 CR 传输参数,从而保证 CR 参数调整的实时性和有效性。

参考文献

- [1] RONDEAU T W. Application of artificial intelligence to wireless communications [D]. Department of Electrical and Computer Engineering in VT, 2007.
- [2] 赵知劲,郑仕链,尚俊娜,等.基于量子遗传算法的认知无线电决策引擎研究[J].物理学报,2007,56(11):6760-6766.
- [3] DEB K, AGRAWAL S, PRATAB A, et al. A fast elitist non-dominated sorting genetic algorithm for multi-objective optimization: NSGA-II [C]. Proceedings of the Parallel Problem Solving from Nature VI Conference, Paris, France, 2000: 849-858.
- [4] Gong Maoguo, Jiao Licheng, Du Haifeng. Multi-objective immune algorithm with non-dominated neighbor based selection [J]. MIT Press Journals, 2008(7): 225-255.
- [5] DEB K, THIELE L, LAUMANN S M, et al. Scalable multi-objective optimization test problems [R]. Proceedings of Congress on Evolutionary Computation, CEC2002, 2002:825-830.
- [6] Xiao Peng, VADAKKUPAT P, LEE Tong Heng. Context-dependent DNA coding with redundancy and introns[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 2008, 38(2).
- [7] 陶吉利. 基于 DNA 计算的遗传算法及应用研究 [D]. 杭州:浙江大学,2007.
- [8] ADRA S F. Improving convergence, diversity and pertinency in multiobjective optimisation [D]. Department of Automatic Control and Systems Engineering of University of Sheffield, 2007.
- [9] NEWMAN T R, BARKER A B, WYGLINSKI A M, et al. Cognitive engine implementation for wireless multicarrier transceivers[J]. Wiley InterScience, Wireless Communications and Mobile Computing, 2007,7(9):1129-1142.

(收稿日期:2010-12-13)

作者简介:

杨世恩,男,1976年生,硕士,讲师,主要研究方向:计算机网络与通信技术。

陈春梅,女,1977年生,硕士,讲师,主要研究方向:计算机通信技术。