

基于组合混沌遗传算法的认知无线电资源分配*

俎云霄[†] 周杰

(北京邮电大学电子工程学院, 北京 100876)

(2010年9月16日收到; 2010年10月13日收到修改稿)

提出了基于组合混沌遗传算法用于认知无线电资源分配, 设计了相应的组合混沌序列发生器, 并分别运用组合混沌遗传算法、粒子群优化算法、模拟退火算法及简单遗传算法对认知无线电资源分配问题进行了仿真分析. 结果表明, 组合混沌遗传算法具有收敛速度快、搜索空间广、全局收敛等优点. 相比其他三种算法, 基于组合混沌遗传算法进行资源分配提高了认知无线电系统的传输速率, 降低了系统的发射功率及误码率, 同时加快了收敛速度.

关键词: 组合混沌, 认知无线电, 遗传算法, 资源分配

PACS: 95.85.Bh

1. 引言

认知无线电是一种能够感知外界通信环境的智能通信系统, 它能够实时学习和感知无线环境的变化, 通过改变传输功率、载波频率和调制技术, 实现自适应资源分配和动态频谱共享^[1-3]. 随着无线通信技术的飞速发展, 频谱资源变得越来越紧张, 越来越多的人通过非授权频段接入无线网络^[4,5], 为了提高频谱利用率, 同时降低系统功率损耗, 需要提出新的认知无线电资源管理分配算法. 目前研究中的认知无线电频谱分配的算法主要有粒子群优化算法^[6] (particle swarm optimization, PSO), 模拟退火算法^[7] (simulated annealing, SA), 量子遗传算法^[8,9] (quantum genetic algorithm, QGA), 简单遗传算法^[10] (simple genetic algorithm, SGA) 等.

混沌是指发生在确定系统中具有行为不确定特征的无固定周期的现象^[11-13], 混沌理论广泛应用于天气的长期预报、保密通信、神经网络和经济学等学科中. 引入混沌算子的遗传算法具有收敛速度快, 个体间相似度低, 搜索空间广阔, 全局收敛等优点^[14-17]. 但是大多数混沌遗传算法只使用简单的一维 Logistic 混沌映射, 均匀性等统计特性较差, 且遗传算法与混沌算子的结合主要用于生成初始群体和种群的混沌扰动, 未能充分利用混沌系统的全局

性和随机性.

本文提出了一种结合 Chebyshev 混沌映射和 Logistic 混沌映射的组合混沌遗传算法, 并将该算法用于认知无线电系统资源分配. 组合混沌遗传算法将父代混沌映射的结果作为产生子代混沌序列的种子值, 提高了伪随机数序列分布的均匀性, 优化了混沌序列的统计特性. 算法在种群初始化、交叉和变异的全过程中使用组合混沌序列, 同时结合自适应技术动态调整算法参数, 将遗传算法的搜索过程更加均匀的分布在解空间, 降低了同种群间个体的相似度. 仿真结果表明, 相对于粒子群优化算法、模拟退火算法及简单遗传算法, 基于组合混沌遗传算法进行资源分配降低了认知无线电系统的发射功率和误码率, 同时提高了系统的传输速率.

2. 组合混沌遗传算法

组合混沌遗传算法 (combined chaotic genetic algorithm, CCGA), 是组合混沌映射和遗传算法相结合的产物. 传统的遗传算法具有搜索空间小, 算法参数固定等缺点, 容易收敛于局部最优值. 组合混沌遗传算法通过组合混沌映射生成初始种群, 并将具有均匀分布特性的组合混沌序列引入遗传算法的选择、交叉和变异操作, 有效地避免了未成熟收敛, 提升了算法的全局搜索能力和计算效率. 组合

* 科技部中加国际合作项目 (项目号: 2010DFA11320) 资助的课题.

[†] E-mail: zhoujie-1115@163.com

混沌遗传算法的关键步骤有:组合混沌序列的产生,利用组合混沌序列初始化种群,基于组合混沌序列进行选择、交叉和变异运算,算法参数的自适应调整等.

2.1. 组合混沌序列的产生

Chebyshev 映射是一种对初值敏感的一维混沌映射,其映射方程为

$$x_{n+1} = \cos(k \arccos x_n), \quad x_n \in [-1, 1], \quad (1)$$

式中 k 为 Chebyshev 映射的阶数. 当 $n \geq 2$ 时,系统处于混沌状态,在 $(-1, 1)$ 任意初值条件下对映射方程进行 N 次迭代, Chebyshev 混沌系统能够产生长度为 N 、均值为 0 的混沌序列,该序列在范围 $[-1, 1]$ 上遍历,同时不同初值产生的序列间具有与冲激函数 δ 相同的自相关性与零值互相关性^[18]. Chebyshev 混沌序列的概率分布密度如下:

$$\rho(x) = \begin{cases} \frac{1}{\pi \sqrt{1-x^2}}, & x \in (-1, 1) \\ 0, & x \notin (-1, 1). \end{cases} \quad (2)$$

Logistic 映射是由 May 发表的一篇影响甚广的综述中提出的^[19-22],一维 Logistic 映射的表达式如下:

$$x_{n+1} = \mu \cdot x_n \cdot (1 - x_n). \quad (3)$$

(3)式广泛用于一维混沌序列的产生^[23-27]. Logistic 映射具有对初值敏感,非周期,不收敛等特点. 当 $3.5699 < \mu \leq 4$ 时,一维 Logistic 映射通过倍周期到达混沌状态^[28-35]. 当 $\mu = 4$ 时,系统处于完全混沌状态,混沌空间为 $(0, 1)$. 经过多次迭代,初值 x 的微小混沌扰动会造成完全不同的结果^[36-41].

为了使混沌映射产生的伪随机序列分布更加均匀^[42-46],改善混沌序列的统计特性^[47-51],本文提出了一种组合混沌映射. 该映射将 Chebyshev 映射和 Logistic 映射中的两个变量联系起来,以父代混沌映射的结果作为子代混沌序列的种子值,提高了伪随机数分布的均匀性并形成统一的输出序列,如下式所示:

$$\begin{aligned} y_0 &= x_0, \\ y_{n+1} &= \cos(k \arccos y_n), \\ \text{temp} &= \mu x_n (1 - x_n) + |y_{n+1}|, \\ x_{n+1} &= \text{mod}(\text{temp}, 1), \end{aligned} \quad (4)$$

式中 x_0 和 y_0 为初始种子值, k, μ 为控制参数,当取参数 $k = 4, \mu = 4$ 时,系统处于完全混沌状态. 组合混沌映射首先通过 Chebyshev 映射得到一个伪随机

序列 $\{y_0, y_1, y_2, \dots, y_n\}$, 然后将序列取绝对值后于与 Logistic 映射的结果求和并取余. 为了保持组合混沌序列的值域 $(0, 1)$, 我们在每次迭代后对映射进行修正:

$$x_{n+1} = \text{mod}(\text{temp}, 1), \quad (5)$$

式中 $\text{mod}(\cdot, 1)$ 算子代表取小数部分. 通过组合混沌映射生成的混沌序列具有高度随机性和均匀分布特性等特点,经过 n 次迭代后生成的组合混沌序列可表示为下式所示的形式:

$$X = \{x_0, x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n\}, \quad x_i \in (0, 1). \quad (6)$$

2.2. 利用组合混沌序列初始化种群

为了保证初始种群中个体的随机性以及个体在解空间中分布的均匀性,本文使用(4)式产生的组合混沌序列生成遗传算法中的初始种群. 在组合混沌遗传算法中,初始种群的每个个体由不同初值的组合混沌映射生成,组合混沌映射产生的组合混沌序列为个体对应位置上的染色体赋值. 由于不同初值产生的组合混沌序列具有零值互相关性,利用组合混沌映射生成的初始种群中所有个体在解空间中均匀分布,保证了遗传算法中初始种群的均匀性、随机性和全局性.

设初始种群中个体数目为 M , 则初始种群及种群中个体可分别表示为

$$P_0 = \{D_1, D_2, \dots, D_i, \dots, D_M\}, \quad (7)$$

$$D = \{d_1, d_2, \dots, d_j, \dots, d_L\} \quad (8)$$

(7)式中 P_0 表示初始种群, D_i 表示初始种群中的第 i 个初始个体, (8)式中 D 表示种群中的个体, d_j 表示该个体上的第 j 号染色体, L 为个体中染色体的数目. 设个体中每个染色体的最大值为 T , 则利用组合混沌映射初始化个体的过程可表示为

$$\begin{aligned} D_1 &= T \times \{x_{10}, x_{11}, \dots, x_{1L}\}, \\ D_2 &= T \times \{x_{20}, x_{21}, \dots, x_{2L}\}, \\ &\dots \\ D_i &= T \times \{x_{i0}, x_{i1}, \dots, x_{iL}\}, \\ &\dots \\ D_M &= T \times \{x_{M0}, x_{M1}, \dots, x_{ML}\}, \end{aligned} \quad (9)$$

式中 $x_{10}, x_{20}, \dots, x_{i0}, \dots, x_{M0}$ 为组合混沌序列的 M 个初始值, 序列 $\{x_{i0}, x_{i1}, \dots, x_{iL}\}$ 即由第 i 个初始值 x_{i0} 生成的组合混沌序列. 由 M 个不同初值产生的组合混沌序列分别对初始群体中的 M 个个体上的染色体进行赋值, 由此完成初始种群中个体的初始化.

2.3. 基于组合混沌序列进行选择、交叉和变异运算

在遗传算法中,两个父代个体的交叉运算将基于个体适应度选择两个个体,在随机的位置交换两个个体的染色体并产生两个新的子代个体.传统的遗传算法采用轮盘赌选择参与交叉运算的个体及个体进行交叉运算的位置.但轮盘赌选择算法生成的随机序列统计均匀性较差,容易造成种群中特定个体反复被选择及个体中特定位置重复进行交叉运算等缺陷,降低遗传算法的收敛速度.

组合混沌遗传算法利用组合混沌序列完成选择和交叉运算.由于组合混沌映射生成的组合混沌序列在统计特性上呈现均匀分布,因此利用该序列选择交叉位置能够增加选择和交叉运算的随机均匀性,有效提升算法的全局搜索能力,并提高算法的计算效率.本文选择组合混沌序列中的前后两个相邻元素生成参与交叉运算的个体序号,设每次迭代过程中进行选择运算的次数为 S ,种群中个体数目为 M ,则选择运算中个体的序号由下式决定:

$$\{(\lceil M \times x_0 \rceil, \lceil M \times x_1 \rceil), \dots, (\lceil M \times x_{2S-2} \rceil, \lceil M \times x_{2S-1} \rceil)\}, \quad (10)$$

式中, $\{x_1, x_2, \dots, x_{2S-1}\}$ 为组合混沌序列,符号 $\lceil \rceil$ 表示上取整.运算生成了进制数为 M ,长度为 S 的离散随机序列对,由此得到了参加选择运算的 S 个个体对序号.由于组合混沌序列中相邻元素具有非相关的统计特性,序列保证了遗传算法中个体选取的均匀随机性,加快了算法收敛的速度.

设种群中个体染色体长度为 L ,则交叉运算中交叉点的选取如下:

$$\{\lceil L \times x_1 \rceil, \lceil L \times x_2 \rceil, \dots, \lceil L \times x_S \rceil\}, \quad (11)$$

式中组合混沌序列 $\{x_1, x_2, \dots, x_{2S}\}$ 经过上取整后,得到了长度为 S ,进制数为 L 的离散随机序列.相比传统轮盘赌选择算法,组合混沌映射生成的混沌序列提高了伪随机数分布的均匀性,避免了遗传算法的进化过程陷入停滞.

组合混沌遗传算法中的变异运算利用组合混沌序列中的元素随机替换个体上的染色体.设选出染色体序号为 i ,则变异运算如下:

$$d_i = \lceil L \times x_i \rceil. \quad (12)$$

(11)式中, d_i 为参加变异运算的个体中的第 i 号染色体, x_i 为组合混沌序列生成的随机数.利用组合混沌序列进行变异运算能够在种群中引入新的基因,防止算法的未成熟收敛,并提高算法的计算

效率.

2.4. 算法参数的自适应调整

传统遗传算法中交叉概率 P_{cross} 和变异概率 P_{mutation} 在遗传算法进行的全过程保持不变,算法在运行前需要选取固定的 P_{cross} 和 P_{mutation} .交叉概率和变异概率越大,则产生新个体的速度就越快,但是如果交叉概率和变异概率过大,算法就会退化成完全的随机搜索算法.

然而,在实际系统中,群体的适应度是随着算法迭代运行实时改变的,如果群体的适应度比较接近或到达局部最优时,预先选择的 P_{cross} 和 P_{mutation} 往往偏小,无法使解脱离局部最优值;而当群体适应度比较分散时,预先选择的 P_{cross} 和 P_{mutation} 往往过大,无法保护适应度较高的个体.因此,对于适应度较高的个体,算法应该给予比较低的交叉和变异概率,使其顺利进入下一代,而对于适应度较低的个体,算法应该提高作用在其上的交叉和变异概率.

本文提出一种基于个体适应度的自适应调整办法,如下:

$$P_{\text{cross}} = \begin{cases} k_1 \frac{2f_{\text{max}} - f_i - f_j}{f_{\text{max}} - f_{\text{avg}}}, & f_i + f_j > 2f_{\text{avg}}, \\ k_2, & f_i + f_j \leq 2f_{\text{avg}}, \end{cases} \quad (13)$$

$$P_{\text{mutation}} = \begin{cases} k_3 \frac{f_{\text{max}} - f}{f_{\text{max}} - f_{\text{avg}}}, & f > f_{\text{avg}} \\ k_4, & f \leq f_{\text{avg}}. \end{cases} \quad (14)$$

(13)式中 P_{cross} 为参与交叉运算的两个个体的交叉概率, f_{max} 为群体中适应度的最大值, f_i 与 f_j 分别为待交叉的两个个体的适应度值, f_{avg} 为群体内所有个体的适应度均值,(14)式中 P_{mutation} 为个体的变异概率, f 为参加变异运算个体的适应度值,两式中 k_1, k_2, k_3, k_4 为常量系数.当参与交叉运算的两个个体适应度低于适应度均值时,个体的交叉运算被赋予较大的恒定交叉概率,以促进其适应度的改善;当个体适应度高于适应度均值时,给予个体较小的交叉概率,使优秀个体中的基因能够顺利保留下来.

同样,当参与变异运算的个体适应度高于平均值时,算法降低个体的变异概率,使种群中的优秀个体有较大概率保留至下一代;当个体的适应度较低时,给予个体较高的变异概率以使其能够产生新个体,以提高种群的适应度.如果出现个体适应度低于平均值的情况,则依据(14)式给予该个体恒定

的较大变异概率,这样既保证了适应度较高的优秀个体保留至下一代,又提高了适应度较低个体的变异概率,加快了算法的收敛速度.

2.5. 组合混沌遗传算法的基本流程

组合混沌遗传算法的基本流程如图 1 所示. 首

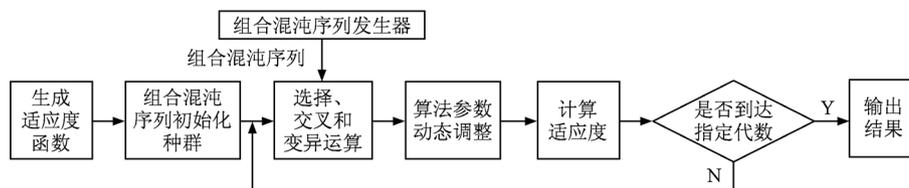


图 1 组合混沌遗传算法的基本流程图

3. 基于组合混沌遗传算法的认知无线电资源分配

3.1. 认知无线电资源分配的数学模型

在认知无线电系统中,所有用户共享信道中可用的空闲频谱,系统中每个用户有不同的传输速率需求、发射功率限制以及误码率限制. 在资源分配过程中,系统将所有空闲频谱汇聚成频谱池并划分为正交的子载波,然后根据用户的速率需求、发射功率及误码率限制分配给每个用户适当的子载波,并在子载波上完成相应阶数的动态调制.

资源分配问题的目标即根据无线环境的变化和约束条件,在发射功率和误码率受限的约束条件下得出使用户传输速率最高的子载波分配方式及调制阶数. 在多用户系统中,所有用户共享频谱池中的空闲子载波,但每个子载波只能分给一个用户. 分配过程中,每个载波的调制方式在 0 到 m 之间, m 为系统允许的最高调制阶数.

在利用遗传算法求解认知无线电资源分配问题时,算法中的个体即为认知无线电的资源分配方式,它代表多用户条件下子载波的分配方式及自适应调制的阶数. 在满足发射功率和误码率限制条件下,经过迭代运算得到的使系统传输速率最大化的资源分配方式即为问题的解. 算法中交叉运算代表相应资源分配方式的交叉互换,由于认知无线电系统中子载波较多,导致个体染色体编码较长,传统的基于轮盘赌算法的交叉方式交叉点分布不均匀,致使算法收敛缓慢. 变异运算代表载波分配方式的

先根据具体问题生成适应度函数并使用组合混沌序列初始化种群,在计算种群中个体的适应度后,基于组合混沌序列进行种群中个体的选择、交叉和变异运算,随后根据(13)式和(14)式动态调整交叉和变异概率. 当算法到达指定迭代次数后,输出适应度最高的个体作为算法的最终结果.

突变,即通过变异算子产生新的子载波分配方式. 传统遗传算法中变异运算可能生成不可行解,导致一个子载波被分给多个用户. 同时,由于传统算法中选择、交叉和变异被分成了三个独立的过程,需要分别生成三次随机数序列,算法的运行效率较低.

3.2. 基于组合混沌遗传算法进行认知无线电资源分配

组合混沌遗传算法中,不同初始值产生的组合混沌序列间具有有零值互相关性,保证了在初始化种群的过程中个体在解空间中均匀分布,同时保持了选择运算中个体选择的均匀性、随机性和全局性. 在认知无线电资源分配问题中待分配子载波个数较多,传统的轮盘赌算法进行交叉位置选择收敛速度较慢,利用组合混沌序列进行交叉运算保证了交叉位置选择的均匀性,提高了算法的收敛速度. 同时,利用组合混沌序列进行变异运算的运算方式保证了新生成个体的随机性,满足了认知无线电资源分配问题约束条件. 组合混沌遗传算法生成的混沌序列可以分别在选择、交叉和变异运算中使用,减少了随机序列的生成次数,在降低了算法的复杂度的同时提高了算法的运行效率.

综上所述,基于组合混沌遗传算法进行认知无线电资源分配的步骤如下:

- 1) 根据用户的速率需求、发射功率及误码率限制,生成适应度函数.
- 2) 建立组合混沌序列发生器,生成组合混沌序列,并利用该序列初始化种群中的个体.
- 3) 基于组合混沌序列进行算法的选择、交叉和变异运算.

- 4) 根据种群中个体的适应度动态调整交叉概率 P_{cross} 和变异概率 $P_{mutation}$.
- 5) 计算种群中个体的适应度.
- 6) 检查算法是否已经到达指定遗传代数, 如已经到达则输出适应度最高的个体. 如未到达则返回步骤 3).

4. 仿真与分析

仿真试验中分别基于简单遗传算法、模拟退火算法、粒子群优化算法及组合混沌遗传算法进行认知无线电资源分配, 编码方式采用离散编码, 动态调制阶数为 0 到 8 bit/s/Hz. 在仿真中假设信道估计准确, 频谱池中空闲频谱总带宽 20 MHz, 子载波数目为 1024 个, 每个子载波带宽为 20 kHz, 加性高斯噪声单边功率谱密度 $N_0 = 1$, 次用户数目为 10 个. 组合混沌遗传算法群体中个体数目为 100, 交叉方式采用两点交叉, 初始交叉概率为 0.8, 初始变异概率为 0.05.

图 2 为多用户认知无线电系统传输速率分别为 100Mbps (bits per second, 每秒传送比特数) 和 150Mbps 的情况下简单遗传算法, 模拟退火算法, 粒子群优化算法及组合混沌遗传算法的信噪比 (signal to noise ratio, SNR) 随误码率 (bit error rate, BER) 变化曲线. 由图可以看出, 在相同误码率限制条件下, 相比模拟退火算法及粒子群优化算法, 组合混沌遗传算法达指定速率所需要达到的信噪比相对模拟退火算法降低了 1 dB, 相比简单遗传算法降低了 2 dB, 即降低了系统所需的发射功率.

图 3 为信噪比分别为 15 dB 和 25 dB, 用户误码率限制分别为 $P_e = 10^{-2}$, $P_e = 10^{-3}$ 和 $P_e = 10^{-4}$ 的限制条件下, 简单遗传算法, 模拟退火算法, 粒子群优化算法及组合混沌遗传算法的总传输速率随算法迭代次数的变化图. 由图可以看出, 组合混沌遗传算法的传输速率随算法迭代次数增加上升最快, 粒子群优化算法和模拟退火算法次之, 而简单遗传算法由于初始群体内个体分布不均匀, 导致初始分配结果较差, 且由于未在算法运行过程中自适应调整算法参数, 在一定进化代数后陷入了停滞, 收敛于次优值. 组合混沌遗传算法通过引入组合混沌序列提高了初始个体在解空间中分布的均匀性, 通过

采用混沌序列进行选择、交叉和变异运算, 保持了种群的持续进化, 并且在每一代算法运行结束后, 动态调整交叉和变异概率, 避免了相似度高的个体充满种群空间, 保持了种群的多样性, 从而得到了具有较高传输速率的资源分配结果.

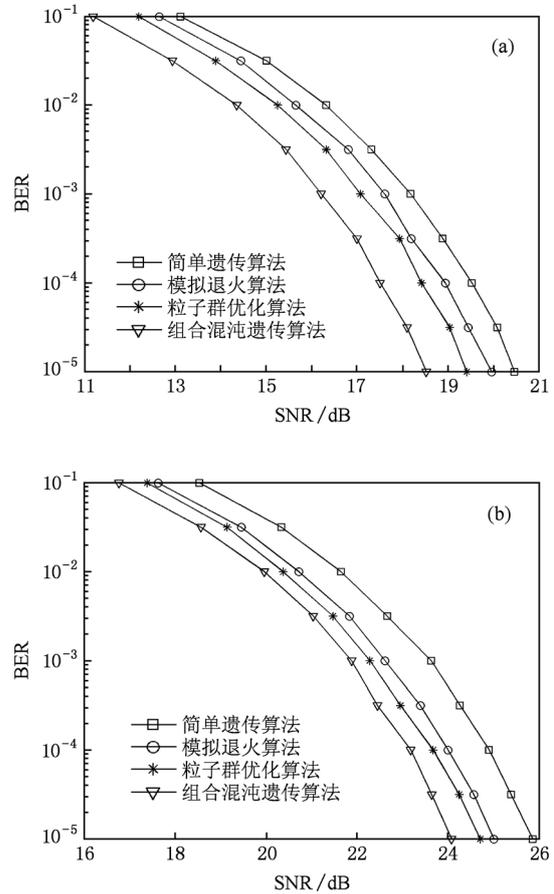


图 2 不同系统传输速率条件下系统信噪比随误码率的变化 (a) 系统传输速率为 100 MHz; (b) 系统传输速率为 150 MHz

5. 结 论

随着认知无线电研究的不断深入, 多用户认知无线电系统中的资源分配问题越来越受到人们的关注. 本文提出的组合混沌遗传算法在提高系统传输速率的同时, 综合考虑了系统误码率、发射功率的限制与用户的速率需求, 进行了子载波和调制方式的统一分配. 仿真结果表明, 该方法提高了认知无线电系统的传输速率, 降低了系统的发射功率及误码率, 同时具有较快的收敛速度.

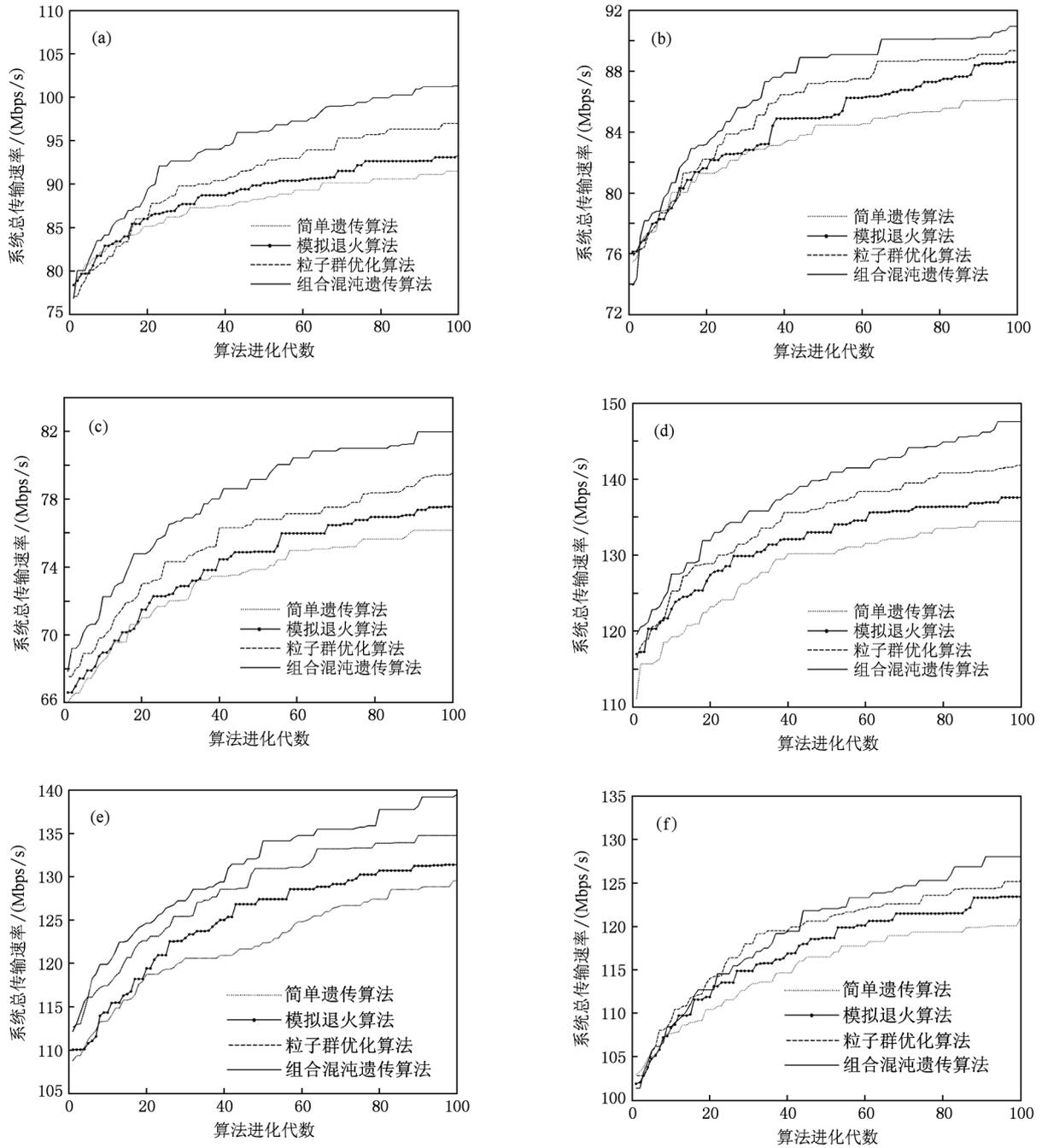


图3 不同信噪比和误码率条件下系统总传输速率随进化代数的变化 (a) $SNR = 15, P_e = 10^{-2}$; (b) $SNR = 15, P_e = 10^{-3}$; (c) $SNR = 15, P_e = 10^{-4}$; (d) $SNR = 25, P_e = 10^{-2}$; (e) $SNR = 25, P_e = 10^{-3}$; (f) $SNR = 25, P_e = 10^{-4}$

[1] Ben L K, Zhang W 2009 *Proceedings of the IEEE* **97** 878
 [2] Mitola J 2009 *Proceedings of the IEEE* **97** 626
 [3] Jovicic A, Viswanath P 2009 *IEEE Transactions on Information Theory* **55** 3945

[4] Mietzner J, Lampe L, Schober R 2009 *IEEE Transactions on Wireless Communications* **8** 5187
 [5] Yucek T, Arslan H 2009 *IEEE Communications Surveys & Tutorials* **11** 116

- [6] Zhao Z J, Xu S Y, Zheng S L, Yang X N 2009 *Acta Phys. Sin.* **58** 5118 (in Chinese) [赵知劲、徐世宇、郑仕链、杨小牛 2009 物理学报 **58** 5118]
- [7] Ligeti A, Zander J 1999 *IEEE Transactions on Broadcasting* **45** 78
- [8] Zhao Z J, Zheng S L, Shang J N, Kong X Z 2007 *Acta Phys. Sin.* **56** 6760 (in Chinese) [赵知劲、郑仕链、尚俊娜、孔宪正 2007 物理学报 **56** 6760]
- [9] Zhao Z J, Peng Z, Zheng S L, Xu S Y, Lou C Y, Yang X N 2009 *Acta Phys. Sin.* **58** 1358 (in Chinese) [赵知劲、彭振、郑仕链、徐世宇、楼才义、杨小牛 2009 物理学报 **58** 1358]
- [10] Chantaraskul S, Moessner K 2010 *IET Communications* **4** 495
- [11] Li C B, Wang H K, Chen S 2010 *Acta Phys. Sin.* **59** 783 (in Chinese) [李春彪、王翰康、陈谏 2010 物理学报 **59** 783]
- [12] Li W L, Chen X Q, Shen Z P 2008 *Chin. Phys. B* **17** 87
- [13] Wang G G, Wang D, He L Q 2010 *Acta Phys. Sin.* **59** 3049 (in Chinese) [王国光、王丹、何丽桥 2010 物理学报 **59** 3049]
- [14] Li N, Li J F, Liu Y P 2010 *Acta Phys. Sin.* **59** 5954 (in Chinese) [李农、李建芬、刘宇平 2010 物理学报 **59** 5954]
- [15] Zhang Q J, Lu J A 2008 *Chin. Phys. B* **17** 492
- [16] Zhang H G, Ma D Z, Wang Z S, Feng J 2010 *Acta Phys. Sin.* **59** 147 (in Chinese) [张化光、马大中、王占山、冯健 2010 物理学报 **59** 147]
- [17] Anh T H, Liang Y C, Islam M H 2010 *IEEE Transactions on Mobile Computing* **9** 348
- [18] Chen J F, Tian X J, Shan J D 2010 *Acta Phys. Sin.* **59** 2281 (in Chinese) [陈菊芳、田小建、单江东 2010 物理学报 **59** 2281]
- [19] Zhang C X, Yu S M 2010 *Acta Phys. Sin.* **59** 3017 (in Chinese) [张朝霞、禹思敏 2010 物理学报 **59** 3017]
- [20] Lou X Y, Cui B T 2008 *Chin. Phys. B* **17** 520
- [21] Zhang X F, Fan J L 2010 *Acta Phys. Sin.* **59** 2298 (in Chinese) [张雪峰、范九伦 2010 物理学报 **59** 2298]
- [22] Krikidis I, Devroye N, Thompson J 2010 *IEEE Transactions on Wireless Communications* **9** 72
- [23] Zhao L D, Hu J B, Liu X H 2010 *Acta Phys. Sin.* **59** 2305 (in Chinese) [赵灵冬、胡建兵、刘旭辉 2010 物理学报 **59** 2305]
- [24] Li X C, Xu W, Li R H 2008 *Chin. Phys. B* **17** 557
- [25] Wang J A, Liu H P 2010 *Acta Phys. Sin.* **59** 2264 (in Chinese) [王健安、刘贺平 2010 物理学报 **59** 2264]
- [26] Liu X W, Yang S Z, Chen S W, Lin K 2009 *Chin. Phys. B* **18** 1362
- [27] Zhu S P, Qian F C, Liu D 2010 *Acta Phys. Sin.* **59** 2250 (in Chinese) [朱少平、钱富才、刘丁 2010 物理学报 **59** 2250]
- [28] Zhang X F, Fan J L 2010 *Acta Phys. Sin.* **59** 2289 (in Chinese) [张雪峰、范九伦 2010 物理学报 **59** 2289]
- [29] Liu C X, Liu L 2009 *Chin. Phys. B* **18** 2188
- [30] Zhang Q, Jia J C, Zhang J 2009 *IEEE Communications Magazine* **47** 111
- [31] Fu S H, Pei L J 2010 *Acta Phys. Sin.* **59** 5985 (in Chinese) [付士慧、裴利军 2010 物理学报 **59** 5985]
- [32] Sun X H, Lin Q H 2006 *Journal of Data Acquisition & Processing* **21** 6 (in Chinese) [孙晓辉、林秋华 2006 数据采集与处理 **21** 6]
- [33] Zhang R X, Yang S P, Liu Y L 2010 *Acta Phys. Sin.* **59** 1549 (in Chinese) [张若洵、杨世平、刘永利 2010 物理学报 **59** 1549]
- [34] Yan H, Wei P, Xiao X C 2009 *Chin. Phys. B* **18** 3287
- [35] Xu Z, Liu C X, Yang T 2010 *Acta Phys. Sin.* **59** 1524 (in Chinese) [许喆、刘崇新、杨韬 2010 物理学报 **59** 1524]
- [36] Liu J H, Zhang H G, Feng J 2010 *Acta Phys. Sin.* **59** 4472 (in Chinese) [刘金海、张化光、冯健 2010 物理学报 **59** 4472]
- [37] Luo X H 2009 *Chin. Phys. B* **18** 3304
- [38] Sun X H, Lin Q H, Hao Y W 2006 *Chinese Journal of Scientific Instruments* **27** 805 (in Chinese) [孙晓辉、林秋华、郝育闻 2006 仪器仪表学报 **27** 805]
- [39] Zhai D Q, Liu C X, Liu Y, Xu Z 2010 *Acta Phys. Sin.* **59** 816 (in Chinese) [翟笃庆、刘崇新、刘尧、许喆 2010 物理学报 **59** 816]
- [40] Haykin S, Thomson D J, Reed J H 2009 *Proceedings of the IEEE* **97** 849
- [41] Li C B, Hu W 2010 *Acta Phys. Sin.* **59** 801 (in Chinese) [李春彪、胡文 2010 物理学报 **59** 801]
- [42] Peng S G, Yu S M 2009 *Chin. Phys. B* **18** 3758
- [43] Zhou W J, Yu S M 2009 *Acta Phys. Sin.* **58** 113 (in Chinese) [周武杰、禹思敏 2009 物理学报 **58** 113]
- [44] Yang C Y, Tang G N 2009 *Acta Phys. Sin.* **58** 143 (in Chinese) [杨朝羽、唐国宁 2009 物理学报 **58** 143]
- [45] Qi W, Wang Y H 2009 *Chin. Phys. B* **18** 1404
- [46] Liu Y Z, Jiang C S 2009 *Acta Phys. Sin.* **58** 771 (in Chinese) [刘扬正、姜长生 2009 物理学报 **58** 771]
- [47] Cai N, Jing Y W, Zhang S Y 2009 *Acta Phys. Sin.* **58** 802 (in Chinese) [蔡娜、井元伟、张嗣瀛 2009 物理学报 **58** 802]
- [48] Zhang X H, Li D 2009 *Chin. Phys. B* **18** 1774
- [49] Lü L, Zhang C 2009 *Acta Phys. Sin.* **58** 1462 (in Chinese) [吕翎、张超 2009 物理学报 **58** 1462]
- [50] Wen S H, Wang Z, Liu F C 2009 *Acta Phys. Sin.* **58** 3753 (in Chinese) [温淑焕、王哲、刘福才 2009 物理学报 **58** 3753]
- [51] Xu Q, Tian Q 2009 *Chin. Phys. B* **18** 2469

Cognitive radio resource allocation based on combined chaotic genetic algorithm *

Zu Yun-Xiao[†] Zhou Jie

(School of Electronic Engineering, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China)

(Received 16 September 2010; revised manuscript received 13 October 2010)

Abstract

The combined chaotic genetic algorithm for cognitive radio resource allocation is proposed, and corresponding combined chaotic sequence generator is designed. Simulations are conducted by using the combined chaotic genetic algorithm, the particle swarm optimization algorithm, the simulated annealing algorithm, and the simple genetic algorithm, thereby analyzing the multi-users, cognitive radio resource allocation. The results show that the combined chaotic genetic algorithm has advantages of fast convergence rate, vast search space and global convergence. The combined chaotic genetic algorithm has better performance than the other three algorithms in terms of cognitive radio resource allocation, there by reducing the bit error rate and the transmission power consumption of the system. Besides, it also has a faster convergence rate.

Keywords: combined chaotic, cognitive radio, genetic algorithm, resource allocation

PACS: 95.85.Bh

* Project supported by the Research Fund for joint China-Canada Research and Development (R&D) Projects of The Ministry of Science and Technology of China (Grant No. 2010DFA11320).

[†] E-mail: zhoujie-1115@163.com