基于免疫克隆算法的认知无线电多信道联合感知方法

夏巧桥[①] 田 茂[①] 汪鼎文[②] 陈 曦*[②]
[①](武汉大学电子信息学院 武汉 430072)
[②](武汉大学微电子与信息技术研究院 武汉 430072)

摘 要：该文研究了认知无线电多信道联合感知的数学模型，并将此模型转换为以认知系统总吞吐率最大化为目标的带约束优化问题，进而提出一种基于免疫克隆的多信道联合感知算法。仿真实验表明所提算法在收敛速度以及稳定性上均明显优于已有的基于遗传算法的感知方法，并且所提算法在对主用户造成相同的干扰条件下能提供更高的系统总吞吐率。

关键词：认知无线电；频谱感知；免疫克隆算法；遗传算法；多信道联合感知
中图分类号：TN92 **文献标识码**：A **文章编号**：1009-5896(2014)01-0055-06
DOI: 10.3724/SP.J.1146.2013.00340

Immune Clone Algorithm Based Multiband Joint Detection Method for Cognitive Radio

Xia Qiao-qiao[①] Tian Mao[①] Wang Ding-wen[②] Chen Xi[②]
[①](*School of Electronic Information*, *Wuhan University*, *Wuhan* 430072, *China*)
[②](*Institute of Microelectronics and Information Technology*, *Wuhan University*, *Wuhan* 430072, *China*)

Abstract: This paper studies the mathematical model of Multiband Joint Detection (MJD). The MJD problem can be formulated as a constrained optimization problem with the goal of maximizing the aggregated opportunistic throughput of a cognitive radio system under some constraints on the interference to the Primary User (PU). An Immune Clone Algorithm (ICA) is proposed to solve this problem. The performance of the proposed method is analyzed and compared with the Genetic Algorithm (GA) based technique through computer simulations. Experiment results show that the proposed method offers higher aggregated opportunistic throughput rates under the same interference to PU than GA, and the results demonstrate the stability and effectiveness of the method.

Key words: Cognitive Radio (CR); Spectrum sensing; Immune Clone Algorithm (ICA); Genetic Algorithm (GA); Multiband joint detection

1 引言

频谱感知技术是认知无线电(Cognitive Radio, CR) 中的首要任务和关键技术，传统感知算法往往只考虑对单个窄带信道进行检测，使得频谱感知效率低下，因此多信道感知方法近年来得到了大家的广泛关注。文献[1]在射频前端采用一个可调谐的窄带滤波器，通过多次调谐实现对多个信道的检测。为了同时对多信道进行搜索，系统需要一个较宽的射频前端，文献[2,3]采用小波变换对多信道宽频信号进行功率谱估计。但是，上述工作都没有将多信道作为一个整体进行考虑，这对提升系统整体性能不利，为此 Quan 等人[4]提出了多信道联合感知的方法。该方法首先将待感知的宽带信道划分为 K 个互不交叠的窄带信道，然后对每个窄带信道同时采用能量感知技术进行检测，最后通过联合优化这一组决策门限值使得次用户(Secondary User, SU) 获得的吞吐率最大化，同时保证系统对主用户(Primary User, PU)的干扰被控制在可接受的范围之内。由于多信道联合感知可明显提升系统性能，研究人员又陆续提出了一些以其为基础的感知方法[5–8]。多信道联合感知问题最终都被转化为最优化问题，且一般为非凸问题。如文献[4–8]等大多数方法通过将问题的可行域约束至凸域后采用凸优化的方法进行求解，但是这些约束使得问题的求解失去了一般性，且只能求得次优解，使得系统性能下降。仿生学智能算法，如遗传算法，粒子群算法，免疫算法等具有较好的寻优能力而被引入认知无线电领域以优化无线通信性能，其中的遗传算法(Genetic Algorithm, GA)在该领域应用较早，相应的研究论文数量最多。文献[9]采用遗传算法对多信道联合感知问题直接进行求解，从而避免了复杂的数学变换，且相比于传

2013-03-15 收到，2013-08-12 改回
国家自然科学基金(61072135)资助课题
*通信作者：陈曦 robertcx@whu.edu.cn

统的凸优化方法能够提升系统性能; 文献[10]将遗传算法应用于合作感知问题中权重因子的优化，并通过仿真实验验证了该方法优于传统的数据融合方法; 文献[11]将遗传算法引入多载波系统认知引擎的优化问题中，得到了较好的实验结果。但是，遗传算法仍具有诸如局部搜索能力较弱，易早熟收敛，后期搜索缓慢和需要调整的参数多等缺陷。

多信道联合感知问题本质上是一个优化问题，且是非线性和非凸的问题。免疫克隆算法(Immune Clone Algorithm, ICA)通过借鉴和利用生物免疫系统的性质和机制，并吸取遗传算法并行搜索的优点，通过克隆扩张和浓度抑制等机制，使得算法快速收敛，同时保持一定的多样性，抑制早熟现象，使算法兼顾全局搜索和局部搜索特性，且对目标函数和约束函数的数学型态的要求较松，算法简单，易于实现，很适合于求解此类非线性和非凸复杂系统优化问题，近年来得到广泛的关注与应用[12−17]，但将 ICA 算法应用于频谱感知领域还鲜有报道。基于此，本文将 ICA 算法应用于多信道联合感知问题中，提出了基于免疫克隆的多信道联合感知算法，并通过实验对比验证了本方法的有效性和优越性。

2 认知无线电多信道联合感知建模

假设 PU 占用一连续的宽带频带进行通信，该频带可被划分为 K 个互不交叠的子信道，如图 1 所示。这种场景在基于正交频分复用(OFDM)的系统中较为常见，系统采用多载波调制可有效抑制多径效应以及码间串扰的影响。在某些时间段和区域内，由于并不是所有子信道都处于占用状态，则 SU 可以机会式的接入那些空闲信道(频谱空洞)。但在此之前，SU 需不间断地检测每个子信道 PU 的状态，从中找出频谱空洞。

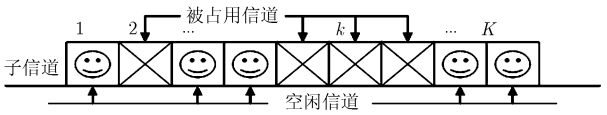

图 1 多信道频谱占用模型

2.1 单信道感知

单信道感知可以描述为如式(1)的一个二元假设问题：

$$\left.\begin{aligned}&\mathcal{H}_{0,k}: X_k = V_k\\&\mathcal{H}_{1,k}: X_k = H_k S_k + V_k,\quad k=1,2,\cdots,K\end{aligned}\right\} \tag{1}$$

其中 X_k 为 SU 在信道 k 处接收到的信号， S_k 为 PU 在信道 k 上的发射信号，V_k 表示均值为 0，功率为 δ_v^2 的加性复高斯噪声，H_k 为信道 k 上 PU 发射端到 SU 接收端的信道增益，以上符号均为频域上的表示。$\mathcal{H}_{0,k}$ 对应第 k 个子信道不存在 PU 信号，只存在噪声； $\mathcal{H}_{1,k}$ 代表第 k 个子信道存在 PU 信号。

由于能量检测方法最为简单且能快速地对未知信号进行检测，因此采用该方法对 PU 状态进行感知，相应的判决准则为

$$Y_k \triangleq \sum_{n=1}^{N}\left|X_k(n)\right|^2 \underset{\mathrm{H}_0}{\overset{\mathrm{H}_1}{\gtrless}} \gamma_k,\quad k=1,2,\cdots,K \tag{2}$$

其中 γ_k 为信道 k 上的判决门限值。根据中心极限定理可知，当采样数 N 足够大时，检验统计量 Y_k 服从高斯分布。在 $\mathcal{H}_{0,k}$ 条件下，$Y_k \sim \mathcal{N}(\mu_{0,k},\sigma_{0,k}^2)$，相应的在 $\mathcal{H}_{1,k}$ 条件下， $Y_k \sim \mathcal{N}(\mu_{1,k},\sigma_{1,k}^2)$，其中 $\mu_{0,k}$ 和 $\mu_{1,k}$ 为高斯分布的均值， $\sigma_{0,k}^2$ 和 $\sigma_{1,k}^2$ 是高斯分布的方差。为了后文讨论方便，假设每个子信道 PU 信号具有归一化功率，即 $\mathbb{E}[|S_k|^2]=1$，求得 $\mu_{0,k}=M\sigma_v^2$，$\sigma_{0,k}^2=2M\sigma_v^4$， $\mu_{1,k}=M(\sigma_v^2+|H_k|^2)$， $\sigma_{1,k}^2=2M(\sigma_v^2+2|H_k|^2)\sigma_v^2$。虚警概率 P_f^k 和检测概率 P_d^k 相应地可以表示为

$$P_f^k \sim P\left(\mathcal{H}_{1,k}\mid\mathcal{H}_{0,k}\right)=\mathrm{Q}\left(\frac{\gamma_k-\mu_{0,k}}{\sigma_{0,k}}\right) \tag{3}$$

$$P_d^k \sim P\left(\mathcal{H}_{1,k}\mid\mathcal{H}_{1,k}\right)=\mathrm{Q}\left(\frac{\gamma_k-\mu_{1,k}}{\sigma_{1,k}}\right) \tag{4}$$

漏警概率为 $P_m^k=1-P_d^k$，其中，$\mathrm{Q}(\cdot)$ 为标准高斯互补累积函数，且 $\mathrm{Q}(x)=\int_x^{+\infty} e^{\frac{-y^2}{2}}\mathrm{d}y\Big/\sqrt{2\pi}$。虚警概率 P_f^k 和漏警概率 P_m^k 对 CR 有着重要的影响， P_f^k 与 SU 对空闲频谱的利用率相关， P_f^k 越小，SU 对空闲频谱的利用越为充分，而 P_m^k 与对 PU 的干扰程度相关， P_m^k 越小，PU 受到 SU 的干扰越小。根据式(3)和式(4)可知，当采样数 N 一定时， P_f^k 和 P_m^k 不能同时都尽量的小，判决门限 γ_k 是 P_f^k 和 P_m^k 的均衡参数，较低的门限值可以获得较好的 P_m^k，但同时会导致较高的 P_f^k， 反之亦然。

2.2 多信道联合感知

多信道联合感知的原理框图如图 2 所示[4]，其主要目标就是通过设置最优的判决门限向量 $\boldsymbol{\gamma}=[\gamma_1,\gamma_2,\cdots,\gamma_K]^{\mathrm{T}}$， 使得 CR 系统尽可能充分利用空闲频谱，同时保证对 PU 造成的干扰被控制在可承受的范围之内。根据上文的讨论，对于给定的门限向量 $\boldsymbol{\gamma}$，所有信道的虚警概率和漏警概率可以写成向量形式为

$$\boldsymbol{P}_f(\boldsymbol{\gamma})=\left[P_f^1(\gamma_1),P_f^2(\gamma_2),\cdots,P_f^K(\gamma_K)\right]^{\mathrm{T}} \tag{5}$$

$$\boldsymbol{P}_m(\boldsymbol{\gamma})=\left[P_m^1(\gamma_1),P_m^2(\gamma_2),\cdots,P_m^K(\gamma_K)\right]^{\mathrm{T}} \tag{6}$$

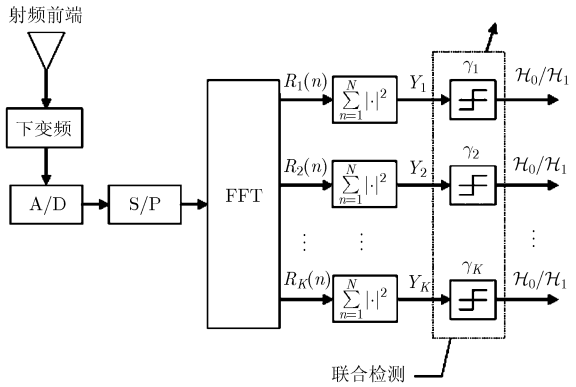

图 2 多信道联合感知原理框图

定义 SU 在信道 k 上可以获得的吞吐率为 r_K，其主要与 SU 在此信道上的发射功率以及该信道的信道增益有关，若两者已知，可根据香农定理估算出 r_k，吞吐率的向量形式可表示为 $\boldsymbol{r}=[r_1,r_2,\cdots,r_K]^{\mathrm{T}}$。由于 $\mathbf{1}-\boldsymbol{P}_f(\boldsymbol{\gamma})$ 代表 SU 发现空闲信道的概率，则 SU 在这 K 个信道上获得的总吞吐率可以表示为

$$R(\boldsymbol{\gamma})=\boldsymbol{r}^{\mathrm{T}}\left[\mathbf{1}-\boldsymbol{P}_f(\boldsymbol{\gamma})\right] \tag{7}$$

总吞吐率是关于门限向量 $\boldsymbol{\gamma}$ 的函数。由于 P_f^k 和 P_m^k 总是朝着相反的方向变化，如若想获得较高的总吞吐量，必然会导致较高的 P_m^k，也就意味着会对 PU 造成较大的干扰。

然而，在 CR 中，对 PU 的干扰必须限制在其可承受的范围之内。类似地，定义 c_k 为信道 k 受到干扰时的干扰代价，相应的向量形式为 $\boldsymbol{c}=[c_1,c_2,\cdots,c_K]^{\mathrm{T}}$。一般来说，$c_k$ 与该信道上传输的信息的重要程度相关，例如传输保密数据的信道比传输视频数据的信道在受到相同干扰时付出的代价要大。$\boldsymbol{P}_m(\boldsymbol{\gamma})$ 为 PU 受到干扰的概率，则 PU 受到的总干扰为

$$I(\boldsymbol{\gamma})=\boldsymbol{c}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_m(\boldsymbol{\gamma}) \tag{8}$$

同时，每个子信道上受到干扰也必须被限制在一定范围之内。

综上所述，CR 系统的目标为，在保证对 PU 的总干扰和每个信道的干扰控制在一定范围内的同时，SU 获得的总吞吐量最大化。该模型可以表示为式(9)的最优化问题：

$$\left.\begin{aligned}\max_{\boldsymbol{\gamma}}\quad & R(\boldsymbol{\gamma})\\ \text{s.t.}\quad & I(\boldsymbol{\gamma})\le\varepsilon\\ & \boldsymbol{P}_m(\boldsymbol{\gamma})\le\boldsymbol{\alpha}\end{aligned}\right\} \tag{9}$$

由于 $\mathrm{Q}(\cdot)$ 具有非减特性，式(9)中的约束可以转换为

$$0\le\gamma_k\le\gamma_{\max,k}=\mu_{1,k}+\sigma_{1,k}\mathrm{Q}^{-1}(1-\alpha_k),\quad k=1,2,\cdots,K \tag{10}$$

最优门限向量 $\boldsymbol{\gamma}$ 的设置，直观地，在可以获得较大吞吐率的子信道应该设置较大的 γ_k，以使这些子信道可以充分的利用；其次，对于传输重要信息的信道应该设置较小的 γ_k，以降低 SU 对这些信道的干扰。由于式(9)是非凸问题，因此其全局最优解的求解比较困难，本文将采用免疫克隆算法对该问题进行求解。

3　基于免疫克隆算法的多信道联合感知

多信道联合感知问题可以描述为：在干扰代价向量，吞吐率向量，信道增益等已知的情况下，找到最优门限向量 $\boldsymbol{\gamma}$，使得系统总吞吐率最大，同时保证对授权用户的干扰受限。

本文设计的基于免疫克隆的多信道联合感知算法流程图如图 3 所示，基本步骤如下：

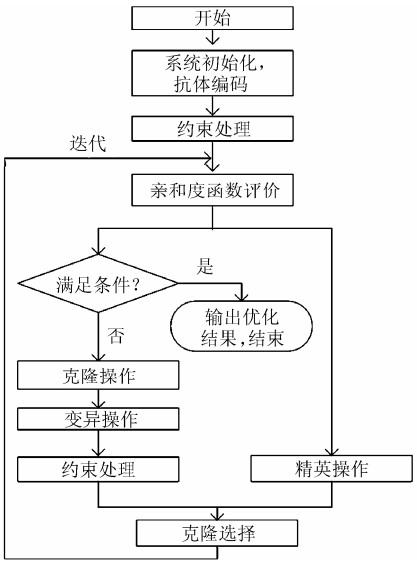

图 3 免疫克隆算法流程图

步骤 1　初始化种群：　在免疫克隆算法中，将问题看作抗原，把问题的解看作抗体。令进化代数 $g=0$，随机初始化种群 $\boldsymbol{p}(g)=[P_1(g),P_2(g),\cdots,P_S(g)]^{\mathrm{T}}$，其中 S 为种群规模。本问题中，抗体采用实数编码，每个抗体 $P_s(g)$ 对应一组候选的门限向量值 $P_s(g)=[\gamma_{s1}(g),\gamma_{s2}(g),\cdots,\gamma_{sK}(g)]^{\mathrm{T}}$，$K$ 为子信道数目。根据式(10)，令 $\gamma_{sk}(g)=r_{sk}\gamma_{\max,k}$，$r_{sk}$ 服从 0 到 1 之间的均匀分布。

步骤 2　干扰约束的处理：　由于随机产生的抗体极有可能不是可行解，因此必须进行约束处理，对不可行解进行修正。在产生抗体的时候已经考虑了式(10)表示约束，因此只需修正抗体满足式(9)中约束即可，具体流程如下：

(1)计算出该抗体对应的总干扰值 $I(P_s(g))$，若 $I(P_s(g))\le\varepsilon$ 则不需要进行修正，直接跳转至(3)，

否则进入(2)；

(2)若 $I(P_s(g))>\varepsilon$ 则意味着某些子信道上的漏警概率过高，则可以通过减小门限值以降低漏警概率。在 $P_s(g)$ 中随机选取一个变量 $\gamma_{sk}(g)$ 并将其修正为 $\gamma_{sk}^{a}(g)=c\gamma_{sk}(g)$，其中 c 为服从 0 到 1 之间均匀分布的随机变量。跳转至(1)；

(3)输出经过约束处理的抗体。

步骤 3 亲和度函数评价： 由于多信道联合感知要实现的目标是总吞吐量 $R(\boldsymbol{\gamma})$ 最大化，因此本文直接把 $R(\boldsymbol{\gamma})$ 作为亲和度函数。

步骤 4 终止条件判断： 终止条件为算法预先设置的最大进化代数，当达到最大进化代数时，亲和度函数最高的抗体即为所求解的最优门限向量。否则进入步骤 5。

步骤 5 抗体浓度计算： 为了避免抗体种群空间中抗体之间的相似度过高，导致种群进化停滞，必须对相似度高的个体进行抑制。本文定义抗体之间的距离为

$$d_{ij}=\left\|P_i(g)-P_j(g)\right\|=\sqrt{\sum_{k=1}^{K}(\gamma_{ik}(g)-\gamma_{jk}(g))^2} \tag{11}$$

定义抗体之间距离小于 θ 时，两抗体互为相似个体，如式(12)所示[16]。

$$s(P_i(g),P_j(g))=\begin{cases}1, & d_{ij}<\theta\\ 0, & \text{其它}\end{cases} \tag{12}$$

抗体 $P_i(g)$ 浓度定义为其相似个体的数量：

$$c(P_i(g))=\sum_{s=1}^{S}s(P_i(g),P_s(g)) \tag{13}$$

步骤 6 克隆操作： 克隆操作定义为 $T_c^C(\boldsymbol{P}(g))=[T_c^C(P_1(g)),\ T_c^C(P_2(g)),\ \cdots,\ T_c^C(P_l(g))]^{\mathrm{T}}$，其中 $T_c^C(P_i(g))=\boldsymbol{I}_i\times P_i(g)$，$\boldsymbol{I}_i$ 是元素值为 1 的 q_i 维行向量，q_i 为抗体 $P_i(g)$ 的克隆规模。本文采取对亲和度较高的前 l 个个体进行克隆操作，克隆操作采用文献[16,17]中的自适应克隆方法，其对单一个体的克隆规模根据该抗体在整个群体中的亲和度以及浓度进行自适应调整，抗体的亲和度函数越高，浓度越小，其克隆规模越大，如式(14)所示。

$$q_i=\mathrm{Int}\left[n_t\frac{f(P_i(g))}{\sum_{i=1}^{l}f(P_i(g))}\frac{1}{c(P_i(g))}\right] \tag{14}$$

其中 $\mathrm{Int}[\cdot]$ 为向上取整数，n_t 为与克隆规模相关的设定值，$f(\cdot)$ 为抗体的亲和度。克隆之后种群变为 $\boldsymbol{P}^c(g)=[P_1^c(g),P_2^c(g),\cdots,P_N^c(g)]^{\mathrm{T}}$，其中 $N=\sum_{i=1}^{l}q_i$。

步骤 7 变异： 对克隆之后的种群 $\boldsymbol{P}^c(g)$ 全部抗体进行变异操作 T_m^C，得到 $\boldsymbol{P}^m(g)=T_m^C(\boldsymbol{P}^c(g))$，然后进行如步骤 2 所述的约束处理。变异过程为：随机选取抗体中分量 $\gamma_{ij}(g)$，采用非一致性变异后为 $\gamma_{ij}^m(g)$。

$$\gamma_{ij}^m(g)=\begin{cases}\gamma_{ij}(g)+\phi\left(g,\gamma_{\max,j}-\gamma_{ij}(g)\right), & r_1<0.5\\ \gamma_{ij}(g)-\phi\left(g,\gamma_{ij}(g)\right), & r_1\ge 0.5\end{cases} \tag{15}$$

其中，函数 $\phi(x,y)=y\left(1-r_2^{(1-g/g_{\max})^2}\right)$，$r_1$ 和 r_2 服从 0 到 1 之间的均匀分布，g 为当前迭代次数，$g_{\max}$ 为最大迭代次数。随着 g 的增加，$\phi(x,y)$ 取值接近于 0 的可能性越来越大，从而使得在进化初期可以进行较大范围的搜索，在进化后期则主要进行局部搜索。

步骤 8 精英操作： 为防止抗体种群退化，在克隆前的抗体种群中选取亲和度函数较高的抗体组成抗体群 $\boldsymbol{E}(g)$，将其直接加入变异后的抗体种群 $\boldsymbol{P}^m(g)$ 中形成新的抗体种群 $\boldsymbol{P}^e(g)$。精英操作保证了优秀抗体携带的信息不会在变异中丢失，从而使抗体种群朝着较优的方向进化。定义精英个体占抗体种群比例为 e。

步骤 9 克隆选择： 克隆选择是一个无性选择过程，该操作从克隆之后的子代中选择优秀的个体形成新的抗体群。当克隆操作导致种群规模退化，即 $\sum_{i=1}^{l}q_i+eS\le S$ 时，随机产生 $S-\sum_{i=1}^{l}q_i-eS$ 个抗体补充抗体群，否则，直接取前 S 个亲和度较高的抗体形成新的种群，之后跳转至步骤 3。

算法时间复杂度分析：免疫克隆算法每代的时间复杂度主要由亲和度函数评价，抗体浓度计算，免疫克隆，变异操作，约束处理和克隆选择等组成。根据上文所述，抗体群规模为 S，抗体维数为 K，N 为克隆之后的种群规模，l 与 n_t 为与抗体克隆规模相关的设定值，根据经验取 $n_t=2S$，$l=0.4S$，约束处理中最大迭代次数设为 $C_{\max}$。则在一代运行中，亲和度函数评价的时间复杂度为 $O(SK)$，抗体浓度计算的时间复杂度为 $O(l^2K)$，克隆操作的时间复杂度最差为 $O(n_tK)$，变异操作的时间复杂度为 $O(N)$，约束处理的时间复杂度最差为 $O(NC_{\max})$，克隆选择操作的时间复杂度为最差为 $O(SK+SC_{\max})$。所以在一代中，算法的时间复杂度最差为 $O(SK+l^2K+n_tK+N+NC_{\max}+SK+SC_{\max})$，$C_{\max}$ 一般来说与 K 同阶，而 l 与 S，N，n_t 同阶，故一代运行中算法的时间复杂度最差为 $O(S^2K)$。

算法优势分析：在文献[9]中，若各阶段中产生的个体不符合约束条件时，则丢弃该个体并重新生成直至新个体满足约束条件为止。但是，当进化进入后期时，大多数个体基本上已处于约束条件边界附近，进行交叉以及变异操作时，往往需要进行很

多次重复操作才可以生成新的可行个体，这无疑使得进化效率降低，后期进化缓慢。本文采用约束修正方法对不可行个体进行修正，大量实验表明，一般仅需几次修正就可使其满足约束条件，从而降低了算法的时间复杂度，提高了进化效率。另外，智能算法最为重要的思想就是使种群进化的同时，抑制超级个体的出现，从而保持种群的多样性。本文采用具有自适应性质的克隆算子[16,17]，该算子通过浓度抑制和克隆扩张使种群进化的同时保持了种群的多样性，抑制了早熟现象；而文献[9]的算法并不具备该特性。另外，本文在变异操作中采用非一致性变异算子，使得算法兼顾全局搜索和局部搜索，算法在进化初期主要进行全局搜索，而后期则主要进行局部搜索。因此本文算法相比文献[9]的算法能更有效地避免陷入局部最优，从而找到更优解。

4　仿真结果及分析

为了验证本文算法的性能，对本文算法及文献[9]的算法性能进行对比实验。实验采用文献[9]中的参数：考虑一个 48 MHz 的宽带信道，其被划分为 8 个互不交叠的子信道，主用户采用 OFDM 方式通信，噪声功率为 $\sigma_v^2=1$，采样长度 N=100，其它参数详见表 1。

两种算法的种群规模均取 S=25，最大进化代数取 $g_{\max}$=200。文献[9]的算法交叉概率取 0.9，变异概率取 0.1；本文算法中克隆控制参数 n_t=50，l=0.4S，抗体距离阈值 θ=3，精英个体数目为 $e=0.2S$。在 Windows XP 环境下，两种算法皆采用 Matlab7.0 实现，取两种算法各运行 50 次的平均结果。

图 4 为两种算法的收敛速度对比，其中漏警概率上界 $\alpha_k=0.1$，总干扰上界 $\varepsilon=1.5$，子信道数 $K=8$。从图中可以看出，本文算法收敛速度明显快于文献[9]，本文算法在 40 代左右就已收敛，而文献[9]算法却需 150 代左右才能收敛。另外，这里以算法执行消耗的时间粗略衡量算法的复杂度。本文算法运行 200 代平均运行时间为 0.987 s，文献[9]的平均运行时间为 0.512 s，但考虑到本文算法在 40 代左右就已收敛，而文献[9]却需 150 代左右才能收敛，因此本文算法在运行时间上仍优于文献[9]。

图 5 给出了两种算法各运行 50 次取得的最优值分布，其中 $\alpha_k=0.1$, $\varepsilon=1.5$, $K=8$。可以清晰地看到，本文算法每次实验结果之间波动较小，相对标准差仅为 0.083%，而文献[9]波动幅度较大，相对标准差达到 1.625%。因此，本文算法稳定性明显优于文献[9]的算法。

图 6 给出了不同漏警概率上限 α_k 情况下的两种算法的性能，其中，$K=8$。由图可知，不同的 α_k 条件下，本文算法所得的系统吞吐率均要明显高于文献[9]，证明了本文算法的优越性。如图所示，当 ε 较小时，即使允许提高 α_k，系统的总吞吐率也无明显改善，这是因为此时系统性能主要受较小的 ε 限制；随着 ε 增加，较大的 α_k 可使得系统吞吐率明显提高。

图 7 为不同信道数目下的两种算法的性能比较，其中，$\alpha_k=0.1$。由图可知，当信道数 K 较小时，本文算法相比文献[9]改善程度并不明显，这是因为抗体编码长度较短，搜索空间较小，但是随着信道数的增加，本文算法的改善效果越来越明显，这在实际大规模信道感知中十分有用。此外，从图中可以看出增加信道数目可有效提高系统总吞吐率。

5　结束语

频谱感知是认知无线电的一项关键技术。本文以多信道联合感知为框架，提出了一种基于免疫克隆的多信道联合感知算法，并与基于遗传算法的感知方法性能进行了比较。仿真结果表明，本文算法在收敛速度和稳定性上均明显优于基于遗传算法的感知方法，且本文算法在相同的干扰情况下能获得更高的系统吞吐率；另外，随着信道数目的增加，

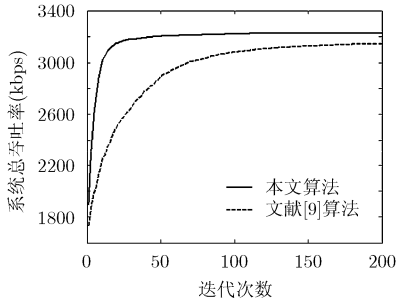

图 4 算法收敛速度对比

表 1 仿真试验中具体参数

$\lvert H_k\rvert^2$	0.50	0.30	0.45	0.65	0.25	0.60	0.40	0.70
$\boldsymbol{c}$	1.91	8.17	4.23	3.86	7.16	6.05	0.82	1.30
r (kbps)	612	524	623	139	451	409	909	401

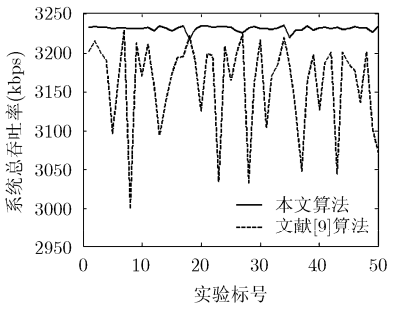

图 5 算法稳定性对比

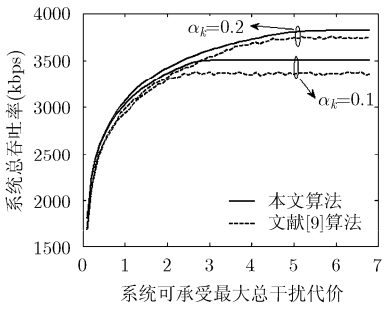

图 6 不同漏警概率上限 α_k 时的算法性能

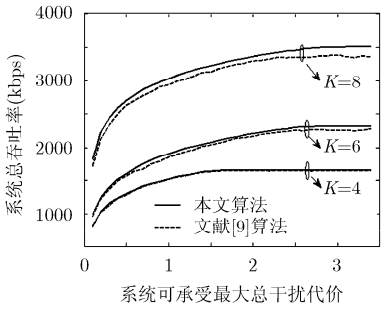

图 7 不同信道数目时的算法性能

本文算法对系统性能的改善更为明显，进一步验证了基于免疫克隆的多信道联合感知算法的有效性与优越性。

参 考 文 献

[1] Sahai A and Cabric D. A tutorial on spectrum sensing: fundamental limits and practical challenges[C]. Proceedings of IEEE Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks (DySPAN), Baltimore, MD, 2005.

[2] Tian Z and Giannakis G B. A wavelet approach to wideband spectrum sensing for cognitive radios[C]. Proceedings of the 1st International Conference on Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communications (CROWNCOM), Mykonos Island, Greece, 2006: 1–5.

[3] Hur Y, Park J, Woo W, *et al.*. A wideband analog multi-resolution spectrum sensing technique for cognitive radio systems[C]. Proceedings of IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS), Island of Kos, Greece, 2006: 4090–4093.

[4] Quan Z, Cui S, Sayed A H, *et al.*. Optimal multiband joint detection for spectrum sensing in cognitive radio networks[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2009, 57(3): 1128–1140.

[5] Tariq S, Ghafoor A, and Farooq S Z. Analysis of joint multiband sensing-time M-QAM signal detection in cognitive radios[J]. *Electronics and Telecommunications Research Institute Journal*, 2012, 34(6): 892–899.

[6] Farooq S Z and Ghafoor A. Analysis of multiband sensing-time joint detection framework for cognitive radio systems[C]. 2012 IEEE Vehicular Technology Conference (VTC), Quebec City, 2012: 1–5.

[7] Hossain K, Assra A, and Champagne B. Multiband joint detection with correlated spectral occupancy in wideband cognitive radios[C]. 2012 International Symposium on Wireless Communication Systems (ISWCS), Paris, 2012: 541–545.

[8] Hossain K, Champagne B, and Assra A. Cooperative multiband joint detection with correlated spectral occupancy in cognitive radio networks[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2012, 60(5): 2682–2687.

[9] Sanna M and Murroni M. Optimization of non-convex multiband cooperative sensing with genetic algorithms[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2011, 5(1): 87–96.

[10] El-Saleh A A, Ismail M, and Ali M A M. Genetic algorithm-assisted soft fusion-based linear cooperative spectrum sensing[J]. *The Institute of Electronics, Information and Communication Engineers Electronics Express*, 2011, 8(18): 1527–1533.

[11] Newman T R, Barker B A, Wyglinski A M, *et al.*. Cognitive engine implementation for wireless multicarrier transceivers[J]. *Wireless Communications and Mobile Computing*, 2007, 7(9): 1129–1142.

[12] Shang R, Jiao L, Liu F, *et al.*. A novel immune clonal algorithm for MO problems[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2012, 16(1): 35–50.

[13] Hong Y Y, Lin J K, Wu C P, *et al.*. Multi-objective air-conditioning control considering fuzzy parameters using immune clonal selection programming [J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2012, 3(4): 1603–1610.

[14] 王晓飞, 陈岳兵, 张希, 等. 基于免疫克隆选择的认知无线网络频谱分配研究[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(7): 1561–1567.
Wang Xiao-fei, Chen Yue-bing, Zhang Xi, *et al.*. Immune-clonal-selection based spectrum assignment for cognitive radio networks[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2011, 33(7): 1561–1567.

[15] 朱思峰, 刘芳, 柴争义. 基于免疫计算的 WCDMA 网络基站选址优化[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(6): 1492–1495.
Zhu Si-feng, Liu Fang, and Chai Zheng-yi. A novel immune algorithm for WCDMA base station locations optimization [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2011, 33(6): 1492–1495.

[16] 柴争义, 刘芳. 基于免疫克隆选择优化的认知无线网络频谱分配[J]. 通信学报, 2010, 31(11): 92–100.
Chai Zheng-yi and Liu Fang. Spectrum allocation of cognitive wireless network based on immune clone selection optimization[J]. *Journal on Communications*, 2010, 31(11): 92–100.

[17] 孙大为, 常桂然, 李凤云, 等. 一种基于免疫克隆的偏好多维 QoS 云资源调度优化算法[J]. 电子学报, 2011, 39(8): 1824–1831.
Sun Da-wei, Chang Gui-ran, Li Feng-yun, *et al.*. Optimizing multi-dimensional QoS cloud resource scheduling by immune clonal with preference[J]. *Acta Electronic Sinica*, 2011, 39(8): 1824–1831.

夏巧桥： 男，1987 年生，博士生，研究方向为认知无线电、智能算法.

田 茂： 男，1957 年生，教授，博士生导师，研究方向为移动通信、探地雷达.

汪鼎文： 男，1981 年生，副教授，研究方向为智能计算、图像处理.