

# 基于免疫进化规划的多用户检测技术研究

高洪元<sup>1</sup>,柴晓辉<sup>2</sup>,刁 鸣<sup>1</sup>,贾宗圣<sup>1</sup>

(1. 哈尔滨工程大学 信息与通信工程学院,黑龙江 哈尔滨 150001;2. 哈尔滨工程大学 自动化学院,黑龙江 哈尔滨 150001)

**摘 要:**把人工免疫系统和神经网络系统的信息处理机制引入到进化规划算法(EP),提出了免疫进化规划算法.所提 IEP 通过使用随机 Hopfield 神经网络制备疫苗构成新的免疫算子,把新的免疫算子结合到进化规划中,不仅加快了进化规划的收敛速度,并提高了进化规划的全局收敛能力.然后在 CDMA 系统利用此算法设计了新的多用户检测器.仿真结果证明了该方法能够快速收敛到全局最优解,并且无论抗多址干扰和抗远近效应能力都优于传统方法和一些应用优化算法的多用户检测器.

**关键词:**多用户检测;进化规划;免疫系统;Hopfield 神经网络

**中图分类号:** TN914, TP18 **文献标识码:** A **文章编号:** 1673-4785(2007)02-0078-05

## Study of multiuser detection technology based on immune evolutionary programming

GAO Hong-yuan<sup>1</sup>, CHAI Xiao-hui<sup>2</sup>, DIAO-Ming<sup>1</sup>, JIA Zong-sheng<sup>1</sup>

(1. College of Information and Communication Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China; 2. College of Automation, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

**Abstract :**By introducing the information processing mechanism of artificial immune systems and neural network system into evolutionary programming (EP) algorithm, an immune evolutionary programming (IEP) is proposed. IEP constructs new immune operator by preparing vaccines with stochastic Hopfield neural network. The proposed IEP is a hybridization of the EP with new immune operator, and it reduces the computational complexity by providing faster convergence and improving the performance of EP. Then a novel multi-user detector based on IEP is designed for code division multiple access communication systems. Simulation results show that the proposed detector not only converges to global optimal solution quickly, but is also superior to conventional multi-user detector in the capabilities of resistance to multiple access interference and near-far effect.

**Key words :**multi-user detection; evolutionary programming; immune system; Hopfield neural network

码分多址(CDMA)是近年来用于数字蜂窝移动通信的一种先进的无线扩频通信技术,它能满足运营者对高容量、廉价、高效的移动通信需要,成为第3代数字蜂窝通信的主流技术.但CDMA系统中多址干扰和远近效应的存在,严重影响系统性能和容量.为了有效消除多址干扰和远近效应,多用户检测成为提高CDMA系统容量和性能的关键技术之一. Verdu提出的最优多用户检测<sup>[1]</sup>具有最优越的

抗多址干扰能力和抗“远近效应”能力,但由于其计算量与用户数呈指数增长,在现有条件下不易实时实现.为了找到一种有较低计算复杂度的准最优多用户检测方法,近年来人们开始尝试用遗传算法<sup>[2]</sup>、进化规划<sup>[3]</sup>和粒子群算法<sup>[4]</sup>等智能进化计算方法来解决多用户检测问题.与最优检测器相比,这些方案都可以使计算复杂度有较大的下降,误码率性能也优于传统多用户检测器,但要达到一个较理想的检测效果仍需较大的计算量和严格设定参数. Hopfield神经网络虽具有收敛速度快、易于硬件实

收稿日期:2006-04-07.

基金项目:哈尔滨市科学研究基金资助项目(2005AFXXJ033).

现等特点受到人们的关注,但与上述算法相比它更容易陷入早熟收敛.为了解决收敛速度和收敛性能之间的矛盾,本文提出了一种融合进化规划和神经网络的免疫进化规划.

1 CDMA 系统接收模型

考虑 DS-CDMA 通信系统,假定小区有个正在通信的用户,则基站接收到的信号为

$$r(t) = \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{k=1}^K A_k(i) b_k(i) s_k(t - iT_b - \tau_k) + n(t).$$
(1)

式中: $t \in [0, T]$ ,  $T$  为待处理长度为  $M$  的一组信号时间间隔,  $T_b$  为发送信号位间隔; $b_k(i) \in \{-1, 1\}$  和  $A_k(i)$  为第  $k$  个用户到达基站时的第  $i$  个信号间隔的数据信号和符号幅值; $s_k(t)$  为第  $k$  个用户的扩频波形; $\tau_k \in [0, T_b]$  为第  $k$  个用户的信号时延; $n(t)$  为高斯白噪声.

为了分析讨论简便,本文在仿真中只考虑同步 CDMA 系统.对于同步高斯信道,  $\tau_k = 0 (k = 1, \dots, K)$ ,  $M = 1$ ;  $k$  个用户的匹配滤波器输出的向量形式为  $y = [y_1, y_2, \dots, y_K]^T$ .

$$y = RA b + n.$$
(2)

式中:  $y_k = \int_0^{T_b} r(t) s_k(t) dt$ ;  $R$  是由不同用户扩频波形形成的归一化相关矩阵,其元素可表示为  $r_{kj} = \int_0^{T_b} s_k(t) s_j(t) dt$ ;  $A = \text{diag}(A_1, \dots, A_K)$ ;  $b = [b_1, \dots, b_K]^T$ ;  $n = [n_1, \dots, n_K]^T$  为均值为零的噪声向量.

最优多用户检测器的输出向量为

$$\hat{b} = \arg \max_{b \in \{-1, 1\}^K} \{2y^T A b - b^T A R A b\}.$$
(3)

如果离散 Hopfield 神经网络(HNN)与神经元相连的权值满足  $W_{ii} = 0, W_{ij} = W_{ji}$  时,其能量函数:

$$E = - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^P \sum_{j=1}^P v_i(t) W_{ij} v_j(t) - \sum_{i=1}^P \theta_i v_i(t) = - \frac{1}{2} v^T W v - \theta^T v.$$
(4)

是单调下降的,并且网络总能收敛到一稳定状态.

若把式(3)改写为

$$\hat{b} = \arg \min_{b \in \{-1, 1\}^K} \left[ \frac{1}{2} b^T A R A b - y^T A b \right],$$
(5)

式中: $I$  为单位阵,那么只要令  $P = K, \theta = Ay, W = -A(R - I)A, v = b$ ,就把最优多用户检测的优化问题映射为 HNN 能量函数形式,从而通过求解神经网络的能量函数最小值来得到多用户检测的最优

解.每个神经元通过 Hopfield 神经网络对式(6)的有限次迭代更新便可使其收敛到相应的稳定状态:

$$v_i(t+1) = \text{sgn} \left[ \sum_{j=1}^{L-1} w_{ij} v_j(t+1) + \sum_{j=L+1}^K W_{ij} v_j(t) \right].$$
(6)

2 免疫进化规划及在多用户检测中的应用

本文要解决的是多用户检测的组合优化问题,由于被检测信号由  $-1$  和  $+1$  组成,故采用  $-1$  和  $+1$  2 个整数组成的符号串来表示免疫进化规划算法中的个体.

2.1 免疫进化规划的提出

进化规划(EP)的基本思想也是源于自然界生物进化过程的一种模拟,不使用个体重组算子(如交叉),所以个体的高斯变异操作是唯一的搜索最优个体的方法,这也是进化规划的独特之处.

在进化规划中,变异操作适应高斯变异操作,假设群体中第  $j$  个个体表示为  $X_j = [x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jn}]^T$ ,  $X_j$  是由二进制数  $\{-1, +1\}$  组成,经过变异运算之后得到一个新的个体  $X_j = [x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jn}]^T$ ,则新个体组成元素为

$$x_{ji} = \text{sgn} [x_{ji} + \alpha \times N_i(0, 1)], (i = 1, 2, \dots, n).$$
(7)

式中:  $N_i(0, 1)$  是均值为 0、方差为 1 的独立正态随机分布的变量.式中,  $\alpha$  可以为常数,也可以是有某种变换规则的变换函数,可统一表示为

$$\alpha = k_i + \frac{Q}{Q_0}.$$
(8)

式中:  $k_i$  可取一个常数或变量,  $Q$  为当前迭代次数,  $Q_0$  为待定参数,可取 0 或一个受总迭代次数控制的很小实数.参数通常按以下 3 种取值方式进行合理取值都有较好的检测效果:

- 1)  $k_i = 0, \alpha = 0$ , 则  $\alpha$  为一个常数.
- 2)  $k_i = i, \alpha = 0$ , 取值为较小实数,以保证同一个体的不同位之间的变异方差不至于差异过大.
- 3)  $k_i = j, j$  为进化规划个体按适应度由大到小排列的个体序号,个体变异方差与适应度成反比,所以适应度越大,变异方差越小.值得注意的是  $\alpha$  取值过小,算法的变异能力较弱甚至会丧失变异进化能力,易于陷入早熟收敛,  $\alpha$  取值过大,算法的随机性增大,会影响到算法的收敛速度.

单独使用进化规划,很难做到收敛速度和收敛性能的折衷,因为进化规划在大的种群规模和较好的参数设置时有好的全局收敛性能<sup>[3]</sup>,但计算代价

较大.因此在进化规划中引入了由 Hopfield 网络构成的免疫加速算子,极大提高了进化规划的收敛速度和在较小的种群规模时的收敛性能,很好地解决了收敛速度和收敛性能之间的矛盾.由疫苗原料库中的原料个体激活神经网络,激活的神经网络利用原料个体提供的良好初值迅速寻找到更优秀的个体,由这些优秀个体作为疫苗母本抽取疫苗,再通过免疫接种和免疫选择阻止进化的退化.疫苗的制备与选取疫苗的优劣,生成抗体(个体)的好坏,会严重影响到免疫算子中接种疫苗作用的发挥,但不会涉及到算法的收敛性<sup>[5]</sup>.本文算法采取加扰的 Hopfield 神经网络制备疫苗,故在加快进化规划算法收敛速度的同时还提高了算法的全局收敛特性.

## 2.2 基于免疫进化规划的多用户检测

在使用免疫进化算法解决多用户检测问题,激活 Hopfield 神经网络制作疫苗时,神经网络的能量函数可写为

$$E(b) = \frac{1}{2} b^T A(R - I) Ab - (Ay)^T b. \quad (9)$$

为了使用免疫进化规划算法解决多用户检测问题,可以将免疫进化规划算法的适应度函数写为

$$f(b) = (Ay)^T b - \frac{1}{2} b^T A(R - I) Ab. \quad (10)$$

则求解最优多用户检测的最优解,就转化为求免疫进化规划算法中适应度最大的个体.

利用进化机制、免疫机制和神经网络解决优化问题的优势,提出基于免疫进化规划算法的多用户检测器的工作步骤为

1) 种群初始化,可随机产生  $N_p$  个初始个体构成初始种群.但为了加快收敛速度,可用传统检测器的判决输出作为初始种群的一个个体,其余个体随机产生.

2) 计算适应度,选择  $N_q$  个优良个体放入疫苗原料库,准备制作疫苗.若算法满足迭代终止条件,则算法停止运行输出最优结果;否则,执行步骤 3).

3) 高斯变异操作.

4) 疫苗的制作.若当前选中的疫苗原料库中任一个个体可以表示为  $[v_1(t), v_2(t), \dots, v_K(t)]^T$ ,则每个个体可通过激活高斯加扰的离散 Hopfield 神经网络对式(11)进行有限次迭代( $N_t$ )异步更新,从而生成更优秀的个体作为疫苗母本.

$$v_l(t+1) = \operatorname{sgn} \left[ \sum_{j=1}^{l-1} W_{lj} v_j(t+1) + \sum_{j=l+1}^K W_{lj} v_j(t) + \frac{z_h(t)}{tr_3} \right]. \quad (11)$$

式中:  $z_h(t)$  是均值为 0, 方差为  $\sigma^2$  的高斯随机数;  $t$  为神经元更新次数;  $r_3$  是  $[1, K]$  的随机整数.

5) 计算适应度.把新产生的个体和上一代的个体共  $2N_p$  个个体由大到小排列,选出  $N_p$  个适应度最高的个体.在较优秀的个体集合中随机选择  $N_q$  个优良个体放入疫苗原料库,更新制备疫苗的原料,作为制备下一代疫苗母本的原料.

6) 对种群进行疫苗接种.按一定比例在当前种群中抽取一定数量的个体,并按先前提取的疫苗对这些个体的某些位或所有位进行修改.

7) 免疫选择操作,得到新一代个体.对接种了疫苗的个体进行适应度检测,若该个体的适应度不如接种前,则取消疫苗接种,否则保留该个体进入下一代.

8) 判断是否满足终止条件,若是,结束迭代,输出最优解;否则,执行步骤 3).

## 3 计算机仿真

假设有 10 个用户的同步 CDMA 通信系统,扩频序列采用 31 位的 Gold 序列,最大的归一化互相关系数为  $9/31$ , 仿真次数为 50 000 次.仿真中使用的多用户检测器有:传统检测器(CD),基于 Hopfield 神经网络的多用户检测器(HNN)<sup>[6]</sup>,基于粒子群算法的多用户检测器(PSO)<sup>[4]</sup>,基于进化规划的多用户检测器(EP)<sup>[3]</sup>,基于免疫进化规划的多用户检测器(IEP),最优检测器(OMD).为方便比较,在 EP、IEP 和 PSO 的种群中的个体数都设为  $N_p = 10$ .免疫进化规划算法提取疫苗的个体数为  $N_q = 4$ ,每次激活神经网络时,每个神经元的更新次数为 3,接种疫苗的概率为 0.4,疫苗母本整体接种.

EP 和 IEP 的  $i$  参数的选取是在相同仿真条件下对 EP 设置多种仿真参数,选取使 EP 具有较优性能的值.根据文中给出的 3 种参数确定方法多次仿真试验选出下面 4 组参数:1)  $i = 1, 2$ ; 2)  $k_i = i$ ,  $\alpha_i = 1, 2$ ,  $\beta_i = 0$ ,  $\gamma_i = 0.02$ ; 3)  $k_i = j$ ,  $\alpha_i = 1$ ,  $\beta_i = 0$ ,  $\gamma_i = 0.1$ ; 4)  $k_i = j$ ,  $\alpha_i = 0.4$ ,  $\beta_i = 0.15$ ,  $\gamma_i = 0.02$ . 分别用 EP1、EP2、EP3 和 EP4 表示.

最大迭代代数设为 40,严格设定 10 个用户的信号功率相等,信噪比(SNR)固定在 5 dB,则各检测器的误码率和迭代次数的关系如图 1 所示.从仿真图 1 可知,4 种参数选择方法的性能虽远差于 OMD,但都好于 PSO,所以后面的仿真选择性能略差的 EP4 代表 EP,以证明接种疫苗的有效性和 IEP 对参数选择的不敏感.

在考察算法的收敛性质时,最大迭代代数设为

40,10 个用户的信号功率相等,信噪比固定在 4 dB,则各检测器的误码率和迭代次数的关系如图 2 所示.从图 2 可以看出,IEP 收敛速度远快于单独使用进化规划的多用户检测器,在迭代 4~5 次时就基本达到全局最优解,其收敛性能也远好于 HNN、PSO 和 EP 达到 OMD.

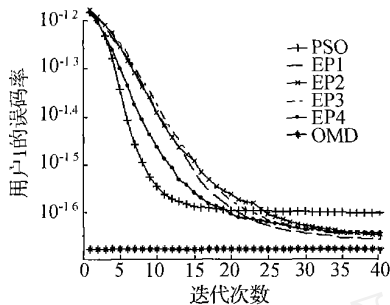


图 1 误码率和迭代次数关系曲线

Fig. 1 Curves of bit error rate with respect to numbers of iteration

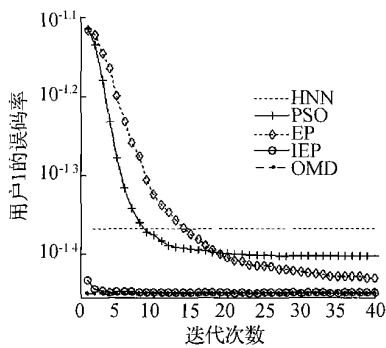


图 2 收敛性能和迭代次数关系曲线

Fig. 2 Curves of convergence performance with respect to numbers of iteration

在考察 IEP 的抗多址干扰能力时,终止迭代次数为 5,设定在严格功率控制下,10 个用户的信号功率相等,并选择每一用户的信噪比从 2 dB 增加到 9 dB 来逐一检验所选用的 6 种检测器在不同信噪比下的误码率,所得结果如图 3 所示.在考察 IEP 抗远近效应能力时,终止迭代次数也设为 5,设定用户 1 为目标用户,其信号能量保持单位能量不变且信噪比 SNR(1)固定在 5 dB,干扰用户 2~10 的信号能量进行变化以得到不同的远近比  $E_i/E_1$ ,通过用户 1 的误码率来逐一检验所给出的 6 种检测器抗远近效应的能力,所得结果如图 4 所示.

从图 3、4 可看出,代表 IEP 检测性能的圆点要么在代表 OMD 检测性能的圆中心,要么在圆中心

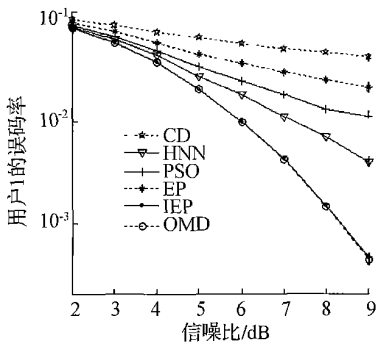


图 3 误码率和信噪比关系曲线

Fig. 3 Curves of bit error rate versus SNR

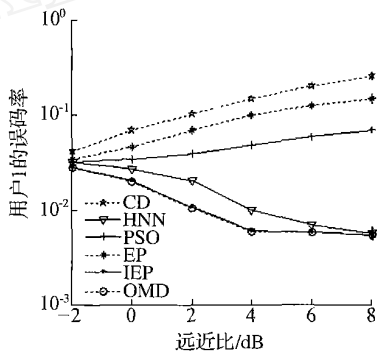


图 4 误码率和远近比关系曲线

Fig. 4 Curves of bit error rate versus near-far ratio

的略偏上方,仿真数据证实了 IEP 的检测性能有的已达到最优解,或者以细微的差别接近最优解.这也说明了 IEP 无论抗干扰能力还是抗远近效应能力,都能在全局迭代 5 次时就取得近似全局最优解,是有非常好的多用户检测方法.

4 结束语

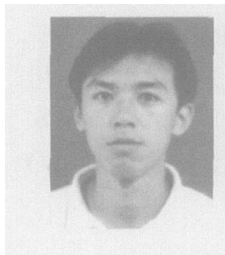
相对于单一使用进化规划算法相比,本文所设计的混合算法具有对参数选择不敏感,收敛速度快,收敛性能好,比较适用于工程应用和科学研究,可扩展到其他优化问题的求解.进一步的工作可集中在:1)为了进一步减少时间,可合理设置制备接种疫苗的比例和神经元更新的次数;2)把所提算法进一步应用到多载波 CDMA 和超宽带无线通信系统;3)理论分析参数的选择对算法性能的影响.

参考文献:

[1] VERDU S. Minimum probability of error for asyn-

- chronous Gaussian multiple-access channels [J]. IEEE Trans Info Theory, 1986, 32(1): 85 - 96.
- [2] ERGUN C, HACIOGLU K. Multiuser detection using a genetic algorithm in CDMA communications systems [J]. IEEE Trans Commun, 2000, 48(8): 1374 - 1383.
- [3] LIM H S. Multiuser detection for DS-CDMA systems using evolutionary programming [J]. IEEE Communications Letters, 2003, 7(3): 101 - 103.
- [4] 赵莹, 郑君里. 采用粒子集群算法的 DS-CDMA 多用户检测 [J]. 清华大学学报, 2004, 44(6): 840 - 842.  
ZHAO Ying, ZHENG Junli. Multiuser detection using the particle swarm optimization algorithm in DS-CDMA communication systems [J]. Journal of Tsinghua University, 2004, 44(6): 840 - 842.
- [5] 王磊, 潘进, 焦李成. 免疫算法 [J]. 电子学报, 2000, 28(7): 74 - 78.  
WANG Lei, PAN Jin, JIAO Licheng. The immune algorithm [J]. Acta Electronica Sinica, 2000, 28(7): 74 - 78.
- [6] KECHRIOTIS G I, MANOLA KOS E S. Hopfield neural network implementation of the optimal CDMA multiuser detector [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1996, 7(1): 131 - 141.

## 作者简介:



高洪元, 男, 1977 年生, 讲师, 主要研究方向为智能计算和通信信号处理.

E-mail: gaohongyuan @hrbeu. edu. cn.



柴晓辉, 女, 1976 年生, 硕士研究生, 主要研究方向为伺服控制.



刁鸣, 男, 1960 年出生, 教授, 主要研究方向为宽带信号检测、处理与识别及空间谱估计理论研究.

E-mail: diaoming @hrbeu. edu. cn.

## 2008 年第六届 IEEE 工业信息学国际会议

### 2008 IEEE the 6th International Conference on Industrial Informatics

IEEE 工业电子学会是 IEEE 学会中 34 个专业团体之一, 覆盖了各种致力于应用电子和电气科学提高工业和制造业水平的技术活动。这些技术活动涉及了智能和计算机控制系统、机器人学、企业信息与自动化、柔性制造、数据采集和信息处理、视觉系统和电力电子等领域。与多数 IEEE 专业学会不同的事, IEEE 工业电子学会 IES 关注于面向终端用户应用的集成和开发技术。

IEEE INDIN 是与工业和商业密切相关的, 瞄准工业信息技术(工业 IT)的现状和未来前途的重要学术会议, 来自世界各地的工业专家、研究人员和学者共同分享各自的有关前沿技术、重大突破、创新的解决方案、应用和过程模型思想和经验。INDIN2008 会议主题是计算机、机器与人间的和谐, 促进在现代自动化工业环境中对人的活动的重要性的认识。在这样的环境中成功的关键是机器、信息和人的和谐集成。随着自动化变得越来越广泛和深入, 具有动态、灵活和可重新配置的企业结构的智能和协作的工业环境已经成为事实。随着工业系统变得越来越智能、自动化、动态和分布, 以及运营的监督和控制已经转向互联网, 如销售和电子服务。在这样的工业环境中成功的关键是创建牢固的信息结构以执行需要的服务。开发工业、商业和高级信息通信系统交叉领域的前沿技术建立了工业信息学的坚实基础。

本次会议由 IEEE Industrial Electronics Society 主办, 大连海事大学承办, 征文内容涉及信息科学与系统科学、电子、通信与自动控制技术、计算机科学技术等领域, 会议论文集将被 EI 和 IEEE Explore 检索, 挑选的部分文章将被邀请发表在 IEEE Transactions on Industrial Informatics (SCI 检索)。

全文截稿日期: 2008-1-15;

论文录用通知日期: 2008-3-30;

联系人: Dr Jidong Wang;

联系电话: 61-3-99255306;

E-mail: indin2008 @rmit. edu. au.