

# 基于克隆粒子群优化算法的多用户检测器

高洪元, 刁 鸣, 贾宗圣, 张 恒

(哈尔滨工程大学信息与通信工程学院, 哈尔滨 150001)

**摘要:** 针对经典离散粒子群优化算法收敛性差的缺点, 设计了基于新的运动方程的离散粒子群优化算法。为了解决 CDMA 系统多用户检测这个 NP 完全问题, 基于免疫克隆选择理论和新的粒子群优化算法, 提出了克隆粒子群优化算法, 其中, 由神经元构成的粒子可以进行随机搜索和经验学习。仿真结果表明, 在异步和同步 CDMA 系统上, 该检测器的误码率性能都优于传统方法和其他一些多用户检测器, 达到最优检测。

**关键词:** 多用户检测; 粒子群优化算法; 克隆选择算法; Hopfield 神经网络

## Multuser Detector Based on Clonal Particle Swarm Optimization Algorithm

GAO Hong-yuan, DIAO Ming, JIA Zong-sheng, ZHANG Heng

(School of Information and Communication Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001)

**【Abstract】** To resolve local optimization of the standard discrete Particle Swarm Optimization(PSO) algorithm, a Novel Particle Swarm Optimization(NPSO) algorithm with new motion equations is presented. Based on clonal selection theory and NPSO, Clonal Particle Swarm Optimization(CPSO) algorithm is proposed to design multiuser detector in Code Division Multiple Access(CDMA) systems. By using the clonal selection operator and the particle neutron, CPSO can carry out the stochastic search and experience learning. Simulation results for synchronous and asynchronous cases are provided to show that CPSO-based detector is superior to the conventional detector and some previous detectors in bit error rate, and has optimal performance like optimum multiuser detector.

**【Key words】** Multiuser Detection(MD); Particle Swarm Optimization(PSO) algorithm; clonal selection algorithm; Hopfield Neural Network(HNN)

CDMA(Code Division Multiple Access)系统能满足大容量、廉价、高效的移动通信的需要, 是新一代移动通信和个人通信中最有竞争力和广阔应用前景的无线多址技术。但 CDMA 系统的多址干扰和远近效应问题不仅影响了系统的性能, 还限制了系统的容量。为了解决此问题, 一个可行的方法是在传统接收机后设计基于多用户检测理论的接收设备。由文献[1]提出的最佳多用户检测虽然在理论上可以获得最佳检测性能, 但其计算复杂度与用户数呈指数关系。为了解决最优检测器计算量大的缺点, 近年来采用智能信号处理技术<sup>[2-4]</sup>去解决多用户检测问题引起人们的兴趣。初步的研究表明, 这些技术具有很多优越性, 但研究尚不成熟, 对其进行深入的研究会为理论研究和工程应用提供新思路和新方法。本文借鉴原粒子群算法解决优化问题的思想, 提出了新的运动方程, 克服了原粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法局部收敛的缺点。针对 CDMA 系统多用户检测问题, 在所提的 NPSO 算法中, 引入了克隆机制和神经网络信息处理机制, 进一步提高了 PSO 算法的全局收敛性能并加快了算法的收敛速度。

### 1 多用户 CDMA 系统模型

考虑 DS-SS-CDMA 通信系统, 假定小区有  $K$  个正在通信的用户, 则基站接收到的信号  $r(t)$  为

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

其中,  $P$  是每个用户的传递的码元数量;  $T_b$  为发射信号的码元间隔;  $A_k$  为第  $k$  个用户到达基站时的信号幅值;  $b_k^{(i)} \in \{-1, 1\}$  为

第  $k$  个用户的第  $i$  个传输比特;  $\tau_k \in [0, T_b)$  为第  $k$  个用户的信号时延;  $n(t)$  为功率谱密度为  $N_0/2$  的高斯白噪声。第  $k$  个用户的扩频波形  $s_k(t)$  可表示为

$$s_k(t) = \sum_{l=0}^{L-1} a_l^{(k)} P_{T_c}(t - lT_c) \quad (2)$$

其中,  $P_{T_c}$  是一个持续时间为  $T_c$  的方波;  $T_c$  是扩频信号码片(chip)持续时间;  $a_l^{(k)}$  是第  $k$  个用户的扩频序列的第  $l$  个比特值。将接收信号分别通过  $K$  个匹配滤波器进行相干处理, 获得对应于  $K$  个用户的观察数据  $\mathbf{y}^{(i)} = [y_1^{(i)}, y_2^{(i)}, \dots, y_K^{(i)}]^T$ 。

$$\mathbf{y}_k^{(i)} = \int_{T_b + \tau_k}^{(i+1)T_b + \tau_k} r(t) s_k(t - iT_b - \tau_k) dt \quad (3)$$

通常  $K$  个用户的匹配滤波器输出向量形式为

$$\mathbf{y} = \mathbf{R} \mathbf{A} \mathbf{b} + \mathbf{n} \quad (4)$$

其中,  $\mathbf{A}$  是由信号幅度构成的  $PK \times PK$  维的对角阵;  $\mathbf{b}$  和  $\mathbf{n}$  分别为  $PK$  维的信号列向量和噪声列向量;  $\mathbf{R}$  是由  $\mathbf{R}(v)$ ,  $v \in \{-1, 0, 1\}$  构成的  $PK \times PK$  维的块 Toeplitz 阵,  $\mathbf{R}(v)$  中的元素为

$$\rho_{kl}(v) = \int_{\tau_k}^{T_b + \tau_k} s_k(t - \tau_k) s_l(t + vT_b - \tau_l) dt \quad (5)$$

其中,  $1 \leq k, l \leq K$ ,  $\rho_{kk}(v) = 1$ 。在同步情况下, 对于任意的用

**基金项目:** 哈尔滨市科学研究基金资助项目(2005AFXXJ033)

**作者简介:** 高洪元(1977 - ), 男, 讲师, 主研方向: 智能计算, 多用户检测, 空间谱估计; 刁 鸣, 教授; 贾宗圣、张 恒, 博士研究生

**收稿日期:** 2007-03-20 **E-mail:** gaohongyuan@hrbeu.edu.cn

户  $i$ ,  $\tau_i = 0$ ,  $P=1$ ,  $\mathbf{R} = \mathbf{R}(0)$ 。

传统的多用户检测器(CD)可表示为

$$\hat{\mathbf{b}}_{\text{CD}} = \text{sgn}[\mathbf{y}] = \text{sgn}[\mathbf{R}\mathbf{A}\mathbf{b} + \mathbf{n}] \quad (6)$$

设  $\mathbf{I}$  为单位阵, 则最佳多用户检测(OMD)可写作

$$\hat{\mathbf{b}}_{\text{OMD}} = \arg \left\{ \min_{\mathbf{b} \in \{-1, +1\}^{PK}} \left[ \frac{1}{2} \mathbf{b}^T \mathbf{A}(\mathbf{R} - \mathbf{I})\mathbf{A}\mathbf{b} - \mathbf{y}^T \mathbf{A}\mathbf{b} \right] \right\} \quad (7)$$

根据文献[3]可知, 如果离散 Hopfield 神经网络(Hopfield Neural Network, HNN)与神经元相连的权值满足  $W_{kk} = 0$ ,  $W_{kj} = W_{jk}$  时, 其能量函数

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{k=1}^{PK} \sum_{j=1}^{PK} h_k(t) W_{kj} h_j(t) - \sum_{k=1}^{PK} \theta_k h_k(t) = -\frac{1}{2} \mathbf{h}^T \mathbf{W} \mathbf{h} - \boldsymbol{\theta}^T \mathbf{h} \quad (8)$$

是单调下降的, 并且网络总能收敛到一稳定状态。

根据式(7)和式(8), 只要令  $\boldsymbol{\theta} = \mathbf{A}\mathbf{y}$ ,  $\mathbf{W} = -\mathbf{A}(\mathbf{R} - \mathbf{I})\mathbf{A}$ ,  $\mathbf{h} = \mathbf{b}$ , 就能把最佳多用户检测问题映射为 HNN 能量函数最小值形式, 那么, 基于离散 Hopfield 神经网络的多用户检测器可通过式(9)对神经元  $h_k$  ( $k=1, 2, \dots, PK$ ) 进行更新。

$$h_k(t+1) = \text{sgn} \left[ \theta_k + \sum_{j=1}^{k-1} W_{kj} h_j(t+1) + \sum_{j=k+1}^{PK} W_{kj} h_j(t) \right] \quad (9)$$

## 2 基于克隆粒子群算法的多用户检测器

### 2.1 新的离散粒子群优化算法(NPSO)

假设在一个  $D$  维目标搜索空间中, 有  $m$  个代表潜在问题解的粒子组成一个粒子群  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ , 第  $i$  个粒子信息可用  $D$  维向量表示为  $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}]^T$  ( $i=1, 2, \dots, m$ ),  $x_i$  是由  $\{0, 1\}$  组成的向量, 其速度为  $v_i = [v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD}]^T$ 。算法首先初始化  $m$  个随机粒子, 然后通过迭代找到最优解。每一次迭代中, 粒子通过跟踪 2 个“极值”来更新自己: (1)第  $i$  个粒子找到的最优解, 称作个体极值, 记为  $p_i = [p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD}]^T$  ( $i=1, 2, \dots, m$ ); (2)整个粒子群目前找到的最优解, 称作全局极值, 记为  $p_g = [p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD}]^T$ 。粒子在找到上述 2 个极值后, 通过运动方程(速度和位置更新公式)更新每个粒子的位置和速度向量。离散粒子群算法在优化过程中有明确的方向性, 在算法初期收敛速度很快。粒子总向着自身最优位置和全局最优位置飞行, 因此, 一旦陷入局部极值就很难跳出来。为了提高算法的全局收敛性能, 可使用  $\tanh$  函数或高斯函数并随机减小上一代速度对当代速度的影响, 重新构造的第  $i$  个粒子的运动方程如下:

$$v_i^{k+1} = e v_i^k + c_1 r_1 (p_i^k - x_i^k) + c_2 r_2 (p_g^k - x_i^k) \quad (10)$$

$$x_{id}^{k+1} = \begin{cases} 1 & \text{if } \gamma_{id}^{k+1} < \tanh(v_{id}^{k+1}) \\ 0 & \text{if } \gamma_{id}^{k+1} \geq \tanh(v_{id}^{k+1}) \end{cases} \quad (11)$$

其中, 下标  $d$  ( $d=1, 2, \dots, D$ ) 表示粒子的第  $d$  维;  $e$  取常数 1 或  $(0, 1)$  之间的随机数, 为小于 1 的数;  $r_1$  和  $r_2$  是  $(0, 1)$  间的随机数;  $c_1$  和  $c_2$  被称作加速系数, 分别调节个体最好粒子和全局最好粒子方向飞行的最大步长, 通常令  $c_1 = c_2$ ;  $\gamma_{id}^{k+1}$  是  $(-1, +1)$  之间的均匀随机数; 为了防止  $\tanh$  函数饱和,  $v_{id}^k$  要设定一个上下变化幅值  $v_{\max}$ , 一般位于  $[-2.3, +2.3]$ 。此时, 函数  $\tanh$  的变化范围为  $[-0.9801, 0.9801]$ , 这表明, 随着  $v_{id}^{k+1}$  的增大,  $\tanh$  函数将逐渐增大, 最高能达到 0.9801, 从而保证算法能以一定的概率进行变化。

### 2.2 克隆粒子群优化算法的设计

为加快收敛速度, 同时保持粒子群的多样性, 受到克隆选择算法[5]的启发, 本文将粒子群的运动方程引入免疫克隆机制, 利用克隆选择算法中的消亡操作以保证最优个体的有

效进化, 同时在进化过程中激活具有随机扰动的神经网络, 在加快算法收敛速度的同时保证了抗体的多样性, 既利用了神经网络进化的克隆算法保持抗体多样性的优势, 又利用了算法中群体信息共享的特点。结合粒子群集智能、克隆免疫机制和神经网络的不同信息处理机制, 提出了克隆粒子群算法(CPSO), 其主要步骤如下:

(1)粒子群的初始化。随机产生一组由  $N$  个初始粒子构成初始粒子群, 第  $i$  个粒子的位置向量和速度向量分别为  $x_i$  和  $v_{i0}$ 。

(2)根据适应度函数计算第  $i$  个粒子的适应度, 将粒子的  $p_i$  设置为当前位置,  $p_g$  设置为初始群体中最佳粒子的位置。根据适应度值压缩粒子群, 缩小其规模为  $N_q$ , 淘汰较差的粒子。

(3)判断是否满足迭代终止条件(迭代终止条件为最大迭代次数  $N_g$ ), 满足, 则算法停止运行并输出最优结果; 否则, 转(4)。

(4)克隆复制生成新的粒子群, 恢复群体规模  $N$ 。

(5)对于粒子群中所有粒子, 执行如下操作:

1)根据所设计的运动方程更新粒子的速度和位置, 随后激活随机神经网络跟新粒子位置;

2)计算每个粒子适应度值, 如果第  $i$  个粒子适应度优于  $p_i$  的适应度, 则  $p_i$  的位置更新;

3)如果粒子适应度优于  $p_g$  的适应度,  $p_g$  的位置更新。

(6)克隆选择操作, 选出  $N_q$  个适应度高的粒子, 淘汰适应度值小的粒子。

(7)判断是否满足迭代终止条件, 满足, 则算法停止运行, 并输出最优结果; 否则转(4)。

在克隆粒子群算法中激活随机 Hopfield 网络, 每个神经元的状态更新规则表示如下:

$$h_k(t+1) = \text{sgn} \left[ \theta_k + \sum_{j=1}^{k-1} W_{kj} h_j(t+1) + \sum_{j=k+1}^{PK} W_{kj} h_j(t) + \frac{z_k(t)}{kt} \right] \quad (12)$$

其中,  $t$  为神经元更新次数;  $z_k(t)$  为随机扰动函数, 常用的随机扰动分布函数可选择: 柯西分布, 高斯分布, 均匀分布, Logsig 分布, 混沌机制。

### 2.3 基于克隆粒子群算法的多用户检测

在使用 Hopfield 神经网络解决多用户检测问题时, 能量函数可写为

$$E(\mathbf{b}) = \frac{1}{2} \mathbf{b}^T \mathbf{A}(\mathbf{R} - \mathbf{I})\mathbf{A}\mathbf{b} - (\mathbf{A}\mathbf{y})^T \mathbf{b} \quad (13)$$

为了应用克隆粒子群算法来解决此优化问题, 粒子的适应度函数可进一步写成

$$f(\mathbf{b}) = K_w + [-E(\mathbf{b}) + E_w] \quad (14)$$

其中,  $-E_w$  是当前代中最差抗体所对应的目标函数值;  $K_w$  为一个正常数。

为了加快收敛速度, 在粒子群的群体初始化时把传统检测器的输出作为粒子群的一个初始粒子, 其他粒子由随机产生  $\{-1, +1\}$  组成。确定适应度函数后可以通过上述克隆粒子群优化算法完成多用户检测器的设计。

## 3 计算机仿真

假设有  $K$  个用户的 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  $9/31$ 。在整个仿真过程中, 选用的多用户检测器有: CD, GA<sup>[2]</sup>, HNN<sup>[3]</sup>, PSO, SHNN<sup>[6]</sup> 和本文所提的 NPSO, CPSO, OMD。为了便于比较, GA, PSO, NPSO 和 CPSO 的初始种群所含个体数  $N=PK$ , 每个

神经元在每一代中被激活的次数平均为 1 次。

(1)同步情况下的仿真 ( $K=10, N_g=5$ )

在考察算法的收敛性能时,最大迭代代数设为 40,10 个用户的信号能量相等,用户 1 的信噪比为 6 dB,各检测器的误码率和迭代次数的关系如图 1 所示。当用户 1 的信噪比固定在 2 dB、其他用户为干扰用户、其功率  $E_i$  相同且与用户 1 的远近比为  $E_i/E_1=7$  dB 时,用户 1 的误码率和迭代次数的关系如图 2 所示。从图 1 和图 2 可以看出 NPSO 算法的收敛性能优于 PSO, 略优于 GA, 但 CPSO 比 GA, PSO 和 NPSO 有更快的初始收敛速度和优秀的全局收敛性能。

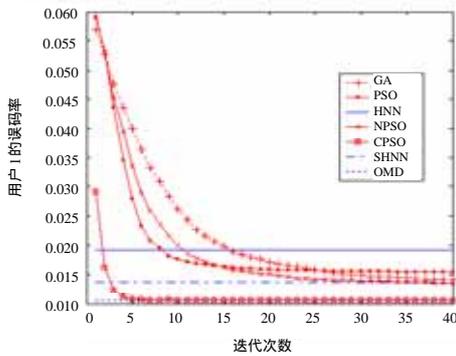


图 1 多址干扰存在时收敛性比较曲线

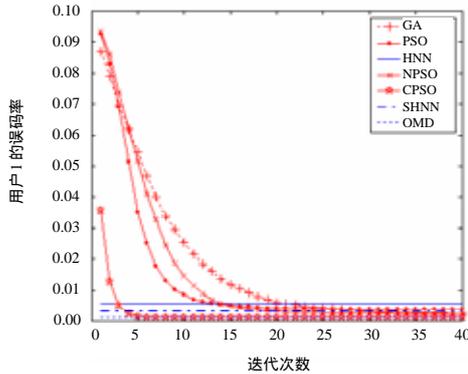


图 2 远近效应存在时收敛性比较曲线

在考察算法抗多址干扰的能力和抗远近效应的能力时,GA, PSO, NPSO 和 CPSO 的最大迭代代数设为  $N_g=8$ , 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 10 dB 来逐一检验所选用的 8 种检测器在不同信噪比(SNR)下的误码率(BER),所得结果如图 3 所示。设定用户 1 为目标用户,其信号能量  $E_1$  保持单位能量不变且信噪比固定在 5 dB,干扰用户 2~用户 10 的信号能量  $E_i$  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 8 种检测器抗远近效应的能力,所得结果如图 4 所示。

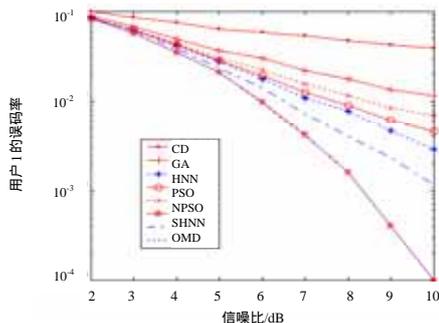


图 3 用户 1 误码率和信噪比关系曲线

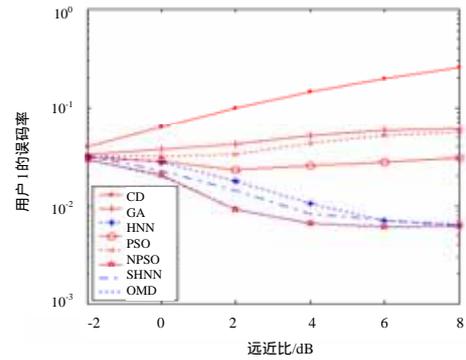


图 4 用户 1 误码率和远近比关系曲线

图 3 和图 4 证明了 CPSO 在迭代 8 次时,抗多址干扰和抗远近效应能力远优于 PSO, NPSO, SHNN, HNN 和 GA, 达到了 OMD 的收敛性能。

(2)异步情况下的仿真

用户数  $K=4$ , 每个用户被传递的码元数量  $P=3$ 。令  $\tau_i - \tau_{i+1}, \tau_{i+1} - \tau_i = 2T_c$ 。图 5 给出了信噪比为 5 dB 时用户 1 的误码率随迭代次数变化的曲线;图 6 给出了  $E_1/N_0=2$  dB 和  $E_i/E_1=2$  dB 时用户 1 的误码率随迭代次数变化的曲线。可以看出,异步情况下 CPSO 的误码率性能优于 GA, PSO 和 HNN, 达到最优检测性能, 并且用较少的迭代次数就可使曲线趋于收敛。

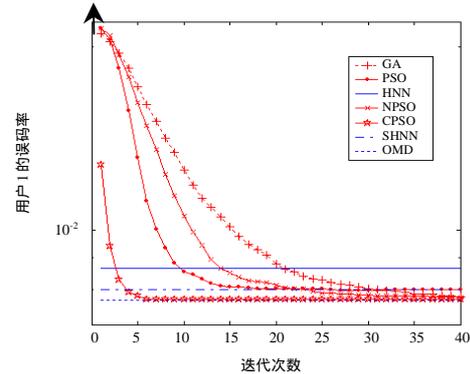


图 5 多址干扰存在时收敛性能比较曲线

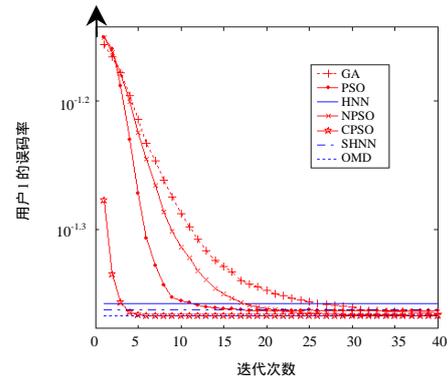


图 6 远近效应存在时收敛性能比较曲线

#### 4 结束语

对同步和异步情况下的仿真结果表明,与现有的一些多用户检测方法相比,采用克隆粒子群算法的多用户检测器,能以较少的计算量达到最优检测性能,证明了本文所提算法对于解决工程实际问题有着重要的价值。

(下转第 233 页)