

应用神经网络粒子群算法的多用户检测

刁 鸣, 高洪元, 马 杰, 缪善林

(哈尔滨工程大学信息与通信工程学院 哈尔滨 150001)

【摘要】为了减少最优多用户检测器的计算复杂度,提出了一种融合粒子群优化算法和神经网络的神经网络粒子群优化算法,并设计了一种解决CDMA通信系统的多用户检测问题的新方法。该方法是把神经网络嵌入到粒子群优化算法的每一代中以改进算法性能。通过混合神经网络到PSO中,还可以加快PSO的收敛速度,减少计算复杂度。仿真结果证明了所设计的检测器无论抗多址干扰能力和抗远近效应能力都优于应用Hopfield神经网络、遗传算法和粒子群算法的多用户检测器。

关键词 CDMA; Hopfield神经网络; 多用户检测; 粒子群优化算法
中图分类号 TN914.5; TP301.6; TP18 **文献标识码** A

Multi-User Detection Based on Particle Swarm Optimization Algorithm with Neural Network

DIAO Ming, GAO Hong-yuan, MA Jie, and MIAO Shan-lin

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

Abstract To reduce computational complexity of the optimal multi-user detector, a novel hybrid algorithm that employs particle swarm optimization algorithm (PSO) and Hopfield neural network is presented. Then we design a novel multi-user detector in code-division multiple-access (CDMA) communication systems. Using this approach, the Hopfield neural network is embedded into the PSO to improve further the performance of the population at each generation. Such a hybridization of the PSO with the Hopfield neural network reduces its computational complexity by providing faster convergence. Simulation results are provided to show that the proposed detector has significant performance improvements over the detectors based on Hopfield neural network, genetic algorithm, and particle swarm optimization in terms of multiple access interference and near-far resistance.

Key words code-division multiple-access; hopfield neural network; multi-user detection; particle swarm optimization algorithm

码分多址(CDMA)系统是干扰受限系统,多用户检测就是针对其中最主要的多址干扰和远近效应提出的干扰抑制方法^[1]。由文献[2]提出的最佳多用户检测器虽在理论上可以克服多址干扰,但由于其计算量随用户数的增加而呈指数增长,很难在实际的移动通信系统中实现。因此,设计出计算量小而性能又接近于最佳多用户检测的多用户检测器,成为研究的重点。近年在CDMA系统中采用遗传算法^[3]、免疫量子算法^[4]和蚁群算法^[5]等进化智能算法去解决多用户检测问题引起了人们的注意。离散粒子群优化算法(PSO)是文献[6]在对鸟群觅食行为研究的基础上提出的一种解决离散问题的进化计算算法,在解决多用户检测问题时,与遗传算法相比有较快的收敛速度^[7-8],但却是以降低全局收敛性能为代价的。本文通过把粒子看作由神经网络构成的个体,

在粒子进化过程中随机激活神经网络进行有限次更新迅速搜到局部最优解,有效地克服了离散粒子群算法^[6,9]和改进离散粒子群算法^[7,10]计算量较大和局部收敛的缺点,提出了实时有效的神经网络粒子群算法框架,使用该算法设计的检测器可在较小的群体规模内快速取得较好的检测效果。

1 CDMA系统接收模型

考虑同步DS-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:

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

式中 $t \in [iT, iT + T)$; T 为码元间隔; A_k 为第 k 个用户的信号幅值; $b_k(i) \in \{-1, 1\}$ 为第 k 个用户发送的第 i 比特信息; $s_k(t)$ 为第 k 个用户的扩频波形;

收稿日期: 2006-06-17; 修回日期: 2006-12-12

作者简介: 刁 鸣(1960-), 男, 教授, 主要从事宽带信号检测、处理与识别及空间谱估计理论等方面的研究。

$n(t)$ 为功率谱密度为 $N_0/2$ 的高斯白噪声。 K 个用户的匹配滤波器输出的向量形式为 $\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_K]^T$, 有:

$$\mathbf{y} = \mathbf{R}\mathbf{A}\mathbf{b} + \mathbf{n} \quad (2)$$

式中 $y_k = \int_0^T r(t)s_k(t)dt$; \mathbf{R} 是不同用户特征波形的归一化相关矩阵, 其元素可表示为 $\rho_{kj} = \int_0^T s_k(t)s_j(t)dt$; $\mathbf{A} = \text{diag}(A_1, A_2, \dots, A_K)$; $\mathbf{b} = [b_1, b_2, \dots, b_K]^T$; $\mathbf{n} = [n_1, n_2, \dots, n_K]^T$ 为均值为零的噪声。则最佳多用户检测的输出向量为:

$$\hat{\mathbf{b}} = \arg \left[\max_{\mathbf{b} \in \{-1, +1\}^K} (2\mathbf{y}^T \mathbf{A}\mathbf{b} - \mathbf{b}^T \mathbf{A}\mathbf{R}\mathbf{A}\mathbf{b}) \right] \quad (3)$$

2 基于神经网络粒子群优化算法的多用户检测

在文献[11]中, 若以 u_k 和 θ_k ($k=1, 2, \dots, K$) 分别表示离散Hopfield神经网络的第 k 个神经元及其偏置, 与神经元相连的权值满足 $W_{kk} = 0$, $W_{kj} = W_{jk}$ 时, 其能量函数为:

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{k=1}^K \sum_{j=1}^K u_k W_{kj} u_j - \sum_{k=1}^K \theta_k u_k - \frac{1}{2} \mathbf{u}^T \mathbf{W}\mathbf{u} - \boldsymbol{\theta}^T \mathbf{u} \quad (4)$$

是单调下降的, 并且网络总能收敛到一稳定状态。

根据式(3)在使用Hopfield神经网络解决最优多用户检测优化问题时, 能量函数可进一步写为:

$$E(\mathbf{b}) = -\frac{1}{2} \mathbf{b}^T \mathbf{A}(\mathbf{I} - \mathbf{R})\mathbf{A}\mathbf{b} - (\mathbf{A}\mathbf{y})^T \mathbf{b} \quad (5)$$

式中 \mathbf{I} 为单位矩阵。令 $\boldsymbol{\theta} = \mathbf{A}\mathbf{y}$, $\mathbf{W} = \mathbf{A}(\mathbf{I} - \mathbf{R})\mathbf{A}$, $\mathbf{u} = \mathbf{b}$, 则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。把粒子群中的每个粒子看作由Hopfield神经网络的神经元构成的个体, 在粒子飞行过程中有意识地激活部分处于休眠状态的粒子, 不仅极大程度改善了部分粒子的飞行位置, 使粒子群算法的收敛速度快速提高, 还能较大程度地提高粒子群的全局优化度和鲁棒性, 并可一定程度上放松粒子群算法参数选择的苛刻性。本文称这种算法为神经网络粒子群算法(NNPSO)。NNPSO多用户检测器的工作步骤为:

1) 粒子群的初始化。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位置, 其他粒子由随机产生 $\{-1, +1\}$ 组成。产生一组由 N_p 个初始粒子构成初始种群, 第 i 个

粒子的位置向量和速度向量分别为 \mathbf{x}_i 和 \mathbf{v}_i 。

2) 根据适应度函数计算第 i 个粒子的适应度, 将粒子的 \mathbf{p}_{is} 设置为当前位置, \mathbf{p}_g 设置为初始群体中最佳粒子的位置。

3) 判断是否满足迭代终止条件, 是则算法停止运行并输出最优结果; 否则, 转向步骤4。

4) 对于粒子群中的所有粒子执行如下操作:

(1) 根据式(6)、式(7)更新粒子的位置和速度有:

$$\mathbf{v}_i^{m+1} = -c_1 \mathbf{x}_i^m + c_2 \mathbf{p}_{is}^m + c_3 \mathbf{p}_g^m \quad (6)$$

$$\mathbf{x}_{id}^{m+1} = \begin{cases} 1 & \eta_{id}^{m+1} < v_{id}^{m+1} \\ -1 & \eta_{id}^{m+1} \geq v_{id}^{m+1} \end{cases} \quad (7)$$

式中 $\eta_{id}^m \in [-1, +1]$ 是随机产生的均匀随机数; 下标 i 代表粒子标号; 下标 d 代表数据串的位标号; m 代表迭代次数。 $c_1 + c_2 + c_3 = 1$, c_1 根据粒子的长度选自 $(0, 0.2)$ 之间的常数, c_2 随迭代次数增加而增加。在本文仿真的用户数条件下, 一些具体参数的选取可参考文献[8], 出于计算量的考虑速度和位置的更新可采取文献[9]和文献[10]中较复杂的位置和速度更新公式。

(2) 随机选择 N_q 个粒子位置, 通过神经网络神经元的更新快速寻找局部最优解。若当前待选中的任一个粒子的位置可表示为 $[u_1(\lambda), u_2(\lambda), \dots, u_k(\lambda), \dots, u_K(\lambda)]^T$, 每个位置通过高斯加扰的离散Hopfield神经网络对下式的有限次迭代(N_l), 进行有限次异步更新生成新的位置:

$$u_k(\lambda + 1) = \text{sgn} \left[\theta_k + \sum_{j=1}^{k-1} W_{kj} u_j(\lambda + 1) + \sum_{j=k+1}^K W_{kj} u_j(\lambda) + \frac{z(\sigma)}{r_3 \lambda} \right] \quad (8)$$

式中 $z(\sigma)$ 为均值为0, 方差为 σ^2 的高斯随机数; λ 为粒子神经元更新的次数; r_3 为 $[0, K]$ 区间内的随机整数。

(3) 计算每个粒子适应度, 如果第 i 个粒子适应度优于个体极值 \mathbf{p}_{is} 的适应度, 则 \mathbf{p}_{is} 的位置更新。

(4) 如果粒子适应度优于全局极值 \mathbf{p}_g 的适应度, \mathbf{p}_g 的位置更新。

5) 判断是否满足迭代终止条件, 是则算法停止运行, 并输出最优结果; 否则返回执行步骤4。

3 计算机仿真

假设有10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: 传统检测器(CD)、最优多用户检测器(OMD)、基于

遗传算法(GA)的多用户检测器^[3]、基于基本粒子群算法(PSO)的多用户检测器、基于简化粒子群算法(PSO1)的多用户检测器^[8]、基于Hopfield神经网络(HNN)的多用户检测器^[11]、基于神经网络粒子群算法(NNPSO)的多用户检测器。

为了方便比较, GA、PSO、PSO1和NNPSO的群体所含个体数都设为10, 迭代次数相同, $N_q = 3$, $N_r = 3$ 。在考察算法的抗多址干扰收敛性质时, 当最大迭代次数设为40, 10个用户的信号功率 E_b 相等, 信噪比 E_b/N_0 为4 dB时, GA、PSO、PSO1和NNPSO的目标用户1的误码率和迭代次数的关系如图1所示。从图1可以看出NNPSO比GA、PSO和PSO1有较快的初始收敛速度和好的全局收敛性能, NNPSO在第3代的误码率就超过使用GA、PSO1和PSO时第40代的误码率, 并且收敛性能好于PSO、PSO1、GA和HNN, 非常接近OMD。

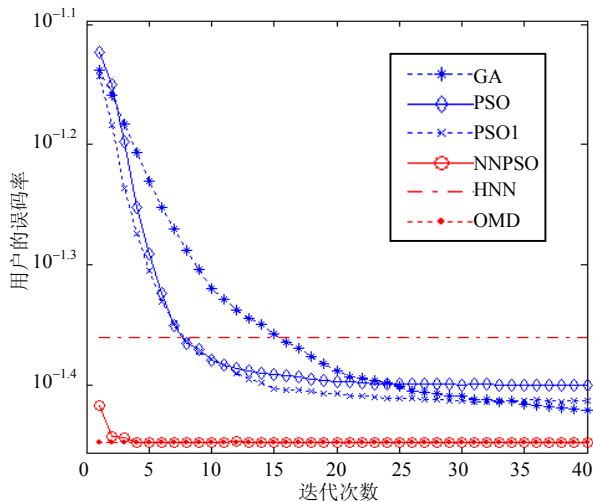


图1 多址干扰存在时收敛性比较曲线

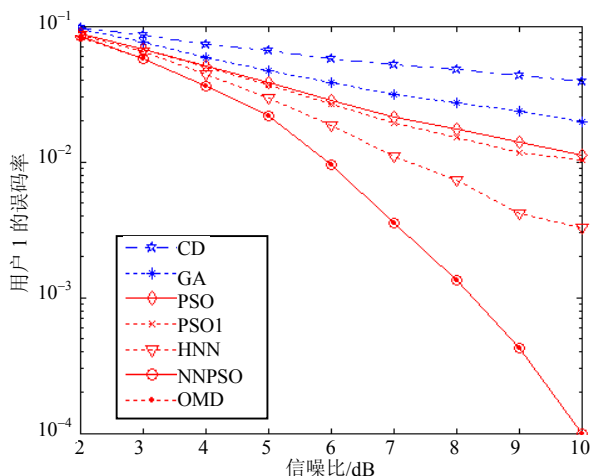


图2 误码率和信噪比关系曲线

最大迭代次数设为 $N_g = 5$ 。设定10个用户的信号功率相等, 通过用户1的误码率检验所选用的七种

检测器在不同信噪比下的抗多址干扰能力, 所得结果如图2所示。在迭代次数设为 $N_g = 5$, 目标用户1的信号能量 E_1 保持单位能量不变且信噪比SNR固定在5 dB, 干扰用户2~10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(BER)来逐一检验所给出的七种检测器抗远近效应的能力, 所得结果如图3所示。图2和图3证明了在较少的迭代次数下, NNPSO的抗多址干扰和抗远近效应能力远优于CD、PSO、PSO1、HNN和GA, 达到了OMD的收敛性能。

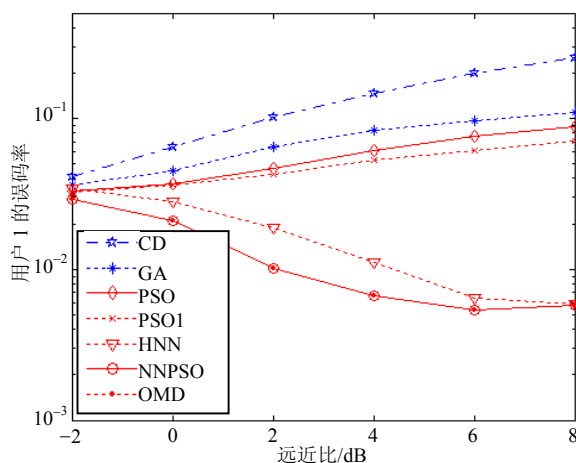


图3 误码率和远近比关系曲线

3 结束语

本文针对离散粒子群优化算法收敛速度慢和局部收敛的缺点, 提出了一种可解决一类优化问题的通用算法—神经网络粒子群优化算法。该方法适用于文献[8]所列出的基于粒子群思想所设计的各种速度和位置更新的运动方程。用该算法所设计的多用户检测器有很快的收敛速度, 且使用较少的计算量即可达到最优的检测性能, 仿真证明了本文所提算法在解决多用户检测问题时有较重要的意义。

参考文献

- [1] 张贤达, 保铮. 通信信号处理[M]. 北京: 北京国防工业出版社, 2000.
- [2] VERDU S. Minimum probability of error for asynchronous Gaussian multiple-access channels[J]. IEEE Trans Info Theory, 1986, 32(1): 85-96.
- [3] ERGUN C, HACIOGLU K. Multiuser detection using a genetic algorithm in CDMA communications systems[J]. IEEE Trans Commun, 2000, 48(8): 1374-1383.
- [4] 刁鸣, 高洪元, 贾宗盛, 等. 基于免疫量子算法的多用户检测技术研究[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2007, 28(10): 1171-1175.

(下转第281页)

以更加精确地为某一资源进行授权;(3)改进的模型使中央服务器所承担的工作量减少,中央服务器的工作是进行角色定义与分配,更加有利于管理员进行维护。

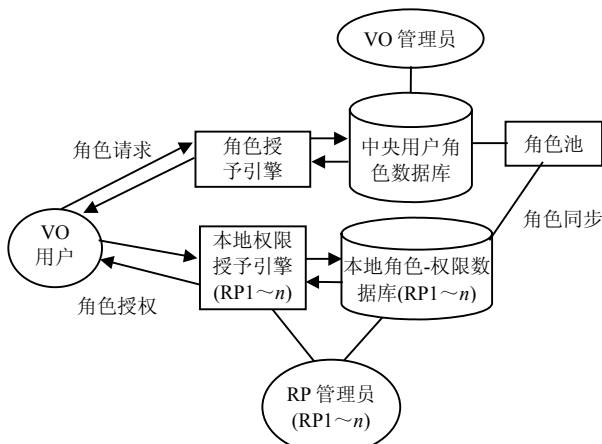


图4 SCU-Grid结构图

4 结束语

本文提出了基于RBAC改进的网格虚拟组织授权模型,它提高虚拟组织用户管理效率,实现了用户细粒度授权,并加强了本地资源的管理,为虚拟组织的安全运转提供了保障。该模型已经成功应用于SCU-GRID系统。在可以预见的未来,网格应用将更具有动态性,因此需要的授权方案也将更具有动态特性。下一步工作将从动态性着手,进一步完善网格授权策略。

编辑 熊思亮

(上接第180页)

- [5] HIJAZI S L, NATARAJAN B. Near-optimal multiuser detection in asynchronous MC-CDMA via the ant colony approach[C]//2007 2nd International Symposium on Wireless Pervasive Computing. Piscataway: Institute of Electrical and Electronics Engineers Computer Society, 2007: 274-279.
- [6] KENNEDY J, EBERHART R C. A discrete binary version of the particle swarm optimization algorithm[C]//1997 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. New York, NY, USA: IEEE Service Center, 1997: 4104-4108.
- [7] 赵莹, 郑君里. 采用粒子群算法的DS-CDMA多用户检测[J]. 清华大学学报, 2004, 44(6): 840-842.
- [8] 杨红孺, 高洪元, 庞伟正, 等. 基于离散粒子优化算法的

参 考 文 献

- [1] JOSH Y J, CRAIG F. Grid computing[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005.
- [2] 李志英, 黄强, 楼新远, 等. RBAC模型研究、改进与实现[J]. 计算机应用, 2006, 26(12): 50.
- [3] ALFIERI R, CECCHINI R, CIASCHINI V. CAS, an authorization system for virtual organizations[C]//Proceeding in CAS Conference. Berlin: Springer, 2005.
- [4] NASSER B, BENZEKRI A, LABORDE R. Access control model for grid virtual organizations[C]//ICEIS Conference Proceeding [S.1.]: INSTICC, 2005.
- [5] GLOBUS. GLOBUS toolkit version 4 CAS (community authorization services)[EB/OL]. [2007-05-13]. [http://www.1to2.us/GT4-CAS\(Community-Authorization-Services\)-a172519.htm](http://www.1to2.us/GT4-CAS(Community-Authorization-Services)-a172519.htm).
- [6] 王杨, 林涛, 王汝传. 计算网格中访问控制策略研究与应用[J]. 计算机技术与发展, 2006, 16(8): 77.
- [7] CANNON S, CHAN S, OLSON D, et al. Using CAS to manage role based VO sub-groups[EB/OL]. [2007-10-09] <http://www.globus.org/alliance/publications/papers/CAS-group-CHEP03.pdf>.
- [8] KRAUTER K, BUYYYA R, MAHESWARAN M. A taxonomy and survey of grid resource management systems[D]. Melbourne: University of Monash and Melbourne, 2000.
- [9] 吴毓毅, 贺也平. 关于网格计算授权机制的研究[J]. 计算机应用研究, 2006, 22(8): 27.
- [10] 刘妍, 郭洁. 认证授权技术在网格中的应用与扩展[J]. 计算机工程, 2004, 30(24): 25.
- [11] 王西龙. 基于GLOBUS的网格认证授权模型研究[D]. 南京: 南京工业大学, 2007.
- [12] 石稀林, 方勇. 分布式环境下一种基于角色的访问模型[J]. 四川大学学报(自然科学版), 2007, 44(2): 19.

多用户检测器[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2005, 37(9): 1303-1306.

- [9] GUO Zhen-qing, XIAO Yang, LEE M H. Multiuser detection based on particle swarm optimization algorithm[C]//2007 IEEE International Symposium on Circuits and Systems. Piscataway: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc, 2007: 27-30.
- [10] SOO K K, SIU Y M, CHAN W S, et al. Particle-swarm-optimization-based multiuser detector for CDMA communications[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2007, 56(3): 3006-3013.
- [11] MANOLAKOS E S. Hopfield neural network implementation of the optimal CDMA multiuser detector[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1996, 7(1): 131-141.

编辑 张俊