

基于拟生态优化算法的 CDMA 多用户检测方法

许耀华 胡艳军

(安徽大学电子科学与技术学院 合肥 230039)

摘要 拟生态优化算法是一类模拟自然生态系统运行机制,求解复杂优化问题的智能计算方法,其中的蚁群算法和粒子群算法是较新出现的两种具有不同特点的方法。该文研究基本蚁群算法和离散粒子群算法,并结合 CDMA 多用户检测问题,改变算法的搜索机制,提出两种 CDMA 多用户检测的方法。从理论分析以及实验仿真的角度对比两种方法,表明两种方法的计算复杂度低且可以得到较好误码率性能,同时又各有特点。

关键词 码分多址,多用户检测,拟生态系统优化算法,蚁群优化算法,粒子群优化算法

中图分类号: TN914.5, TN911.23

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2006)11-2111-05

Research of Ecologic System Optimization Algorithms for Multi-user Detection in CDMA Communication Systems

Xu Yao-hua Hu Yan-jun

(School of Electronic Science and Technology, Anhui University, Hefei, 230039, China)

Abstract An ecologic system optimization algorithm is a type of new developed evolutionary algorithm, which is based on swarm intelligence, and has the properties of converge quickly, simple rules. This paper research the ant colony optimization algorithm and the particle swarm optimization on discrete space, and describe two algorithms for the multi-user detection problem in Code Division Multiple Access(CDMA) communication system. The approach using some new methods to improve the search quality and efficiency, analyses and simulation results show the approach has low computational complexity, and the BER property of the algorithm is better than the conventional detector, to find a new method to solve the problem of MUD in CDMA.

Key words Code Division Multiple Access (CDMA), Multi-User Detection (MUD), Ecologic system optimization algorithms, Ant Colony Optimization (ACO) algorithm, Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm

1 引言

CDMA系统中的多址干扰及远近效应成为限制系统容量、影响系统性能的主要因素,多用户检测技术则为解决多址干扰问题提供了一条有效途径。最优多用户检测方法^[1]具有最优的性能,但其计算复杂度随用户数 k 成指数增长($O(2^k)$),实时性差,而次优检测方法复杂度合理,易于实时实现,性能也优于传统检测器,例如基于智能优化算法的多用户检测器^[2]。

人类从模拟自然界生物多样性中得到一些重要的启发式算法运用于求解 NP 难解问题,如遗传算法、免疫算法等,显示了强大生命力和发展的潜力。在此背景下产生了以模仿自然与生物机理为特征的拟生态系统优化算法,其中的蚁群算法和粒子群算法都是最近发展起来的新型启发式优化算法。文章结合多用户检测问题的实际特点,研究了蚁群算法和粒子群算法的推广形式,将它们应用于最优多用户检测问题的优化求解,在 CDMA 扩频通信系统下进行了仿真,从理论分析和性能仿真两个角度进行研究比较。

2 蚁群算法和粒子群算法

2.1 基本蚁群算法

蚁群算法由意大利学者Dorigo等人提出^[3],源于对蚁群探索路径的模拟,先后被用于求解旅行商TSP问题、指派问题等,取得了较好的结果。蚁群搜索路径过程中沿途留下蚂蚁特有的分泌物“信息素”(Pheromone)作为标记,信息素会随着时间逐渐挥发,但又会被其它通过该路径的蚂蚁增强,正反馈的过程使蚁群倾向于选择稍近的路线。

在解决 TSP 问题中,蚁群算法设计虚拟的“蚂蚁”,探索不同的路线并留下虚拟的“信息素”,根据“信息素较浓的路线更近”的原则,通过群体选出最优路线。算法中第 k 只蚂蚁依据当前节点 i 到未来可能节点 j 的转移概率 P_{ij}^k 来选择移动。

$$P_{ij}^k = \frac{\tau_{ij}^\alpha \eta_{ij}^\beta}{\sum_{k \in S} \tau_{ij}^\alpha \eta_{ij}^\beta}, \quad j \notin \text{Tabu}_k \quad (1)$$

其中 τ_{ij} 是节点间的信息素强度变量, η_{ij} 是路径 (i, j) 的能见度,是和优化问题相关的某种局部启发信息变量, α, β 体现了两个变量对蚂蚁转移决策的相对影响程度。当节点 j 属于禁止搜索范围 Tabu_k 时转移概率 P_{ij}^k 为 0, 每个蚂蚁的禁忌表

控制它们走合法路线,不重复访问。群体周游后,对各路径的信息素进行更新:

$$\tau_{ij}^{t+1} = \rho \times \tau_{ij}^t + \sum \Delta \tau \quad (2)$$

挥发因子 $0 < \rho < 1$, 使未经过路径信息素变小,但对经过较多蚂蚁的路径会增加。蚁群算法利用大规模的并行计算使蚁群避开了局部最优,采用正反馈机制加快收敛速度,结合启发式策略,在搜索的早期阶段就可找到较好的解。

2.2 粒子群优化(PSO)算法

粒子群优化算法也是一种基于群智能的进化计算技术^[4],主要优点是简单易实现,它模拟鸟群的捕食行为。算法中每个候选解都是搜索空间中的一个单元,称之为“粒子(Particle),第*i*个表示为 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$,维数*D*取决于求解问题。通过一个不断变化的速度 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ 决定飞翔的方向,而移动的位置好坏对应于优化适应值,根据适应值追随当前最优粒子在解空间中搜索并移动到较好的区域。每次粒子跟踪两个“极值”更新自己的速度,一个是个体极值 P_{best} ,粒子自己找到的最优解;另一个是全局极值 g_{best} ,整个群体目前找到的最优解。粒子*i*根据如下的公式更新自己下一时刻(*t*+1)的第*d*维速度和位置, $\text{rand}_1, \text{rand}_2$ 是介于(0, 1)之间的随机数, w 是惯性常数, c_1, c_2 是加速度常数

$$\left. \begin{aligned} v_{id}^{t+1} &= w \times v_{id}^t + c_1 \text{rand}_1 \times (P_{best,d} - x_{id}^t) \\ &\quad + c_2 \text{rand}_2 \times (g_{best,d} - x_{id}^t) \\ x_{id}^{t+1} &= x_{id}^t + v_{id}^{t+1} \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

算法性能的关键在于对飞行速度和位置的更新^[5],速度更新由3部分组成, $w \times v_{id}^t$ 部分使粒子保持一定原有的飞行惯性,第2部分使粒子趋向自身最好位置,第3部分使粒子趋向当前全局最优。

为解决实际工程应用中的离散组合优化问题, Kennedy 等人提出了一种二进制离散粒子群算法^[6]。在式(3)的基础上,将粒子位置在离散空间更新,位置 x_{id}^{t+1} 要判决为1还是0,由速度参数 v_{id}^t 决定一个概率阈值: $P[x_{id}^{t+1} = 1] = f(v_{id}^t)$,如果速度 v_{id}^t 大,阈值大,粒子位置就更可能选择为1,反之倾向于选择0。函数 $\text{sigmoid}(v_{id}^t) = 1 / (1 + \exp(-v_{id}^t))$ 能够满足这个要求。离散PSO算法粒子位置更新如下,其中 ρ_{id}^{t+1} 是一个[0,1]间均匀分布的随机数,速度更新及其它参数类似式(3)。

$$\rho_{id}^{t+1} < \text{sigmoid}(v_{id}^t), \text{ then } x_{id}^{t+1} = 1; \text{ else } x_{id}^{t+1} = 0 \quad (4)$$

2.3 两种算法比较

两种算法都具有模拟生态系统优化的优点,如对目标函数限制少,有启发式思想和潜在的并行性,能逐渐收敛全局最优等。但在许多方面又有不同,在候选解的表达方面:蚁群算法是由群落里的各个蚂蚁智能体的移动形成最后的解,每一步都是最后解的必要组成部分,将群体发现的最好路径组合起来形成优化问题的解。粒子群算法则直接将一些候选解表示为粒子,位置的移动对应候选解的变化,在个体和群

体的启发下逼近最优解。

其次在算法进化机制方面,蚁群算法采用路径上的信息素作为历史信息,起到信息交流作用,引导蚁群的移动。粒子群算法以全局极值作为信息交流,影响粒子速度的更新和位置的移动。在摆脱局部极值方面,蚁群算法通过路径信息素的挥发、节点选择概率中启发因子 η_{ij} 的个体差异性,给个体选择引入随机因素,增加全局寻优的机会。粒子群算法的粒子速度更新不仅受到全局极值的引导,还保持自己的飞行惯性,又各有一个随机系数,给个体带来随机,在离散 PSO 中还采取了粒子位置的概率阈值选择,这也增加摆脱局部极值的机会。

3 CDMA 多用户检测(MUD)问题模型

我们考虑有 K 个用户共享的直接序列扩频 CDMA 系统,传输信号 $S(t, b)$ 经过加性高斯白噪声信道(AWGN)传输, $n(t)$ 为功率谱密度为 σ^2 的高斯白噪声,总的接收信号表示为

$$\begin{aligned} r(t) &= \sum_{i=-M}^M \sum_{k=1}^K b_k(i) \sqrt{w_k(i)} \tilde{S}_k(t - iT - \tau_k) \cos(\omega_c t + \varphi_k) + n(t) \\ &= S(t, b) + n(t) \end{aligned} \quad (5)$$

其中 $b_k(i) \in \{-1, 1\}$ 表示第 k 个用户的第 i 个传输信息码元,传输序列长度 $2M+1$, $\tilde{S}_k(t)$ 是用户 k 的归一化信号波形,且在 $[0, T]$ 之外是 0, $w_k(i)$ 是用户 k 在第 i 个时隙的接收能量, τ_k 是用户 k 的时延长度,且满足 $0 \leq \tau_k < T$; 当所有 $\tau_k = 0$ 时,则为同步 CDMA 系统。接收信号 $r(t)$ 通过匹配滤波器组进行相干处理,获得对应于第 k 个用户的观察信号:

$$y_k(i) = \int_{iT+\tau_k}^{iT+T+\tau_k} r(t) S_k(t - iT - \tau_k) dt \quad (6)$$

写成矢量矩阵形式为: $\mathbf{y} = \mathbf{R}\mathbf{w}\mathbf{b} + \mathbf{Z}$, 其中,高斯噪声向量 \mathbf{Z} 具有自相关 $\sigma^2 \mathbf{R}$, \mathbf{R} 是信号的互相关矩阵,构成元素为 $R_{k,j}(l) = \int_{-\infty}^{\infty} \tilde{S}_k(t - \tau_k) \tilde{S}_j(t + lT - \tau_j) dt$ 。

传统的匹配滤波检测是直接对 \mathbf{y} 进行判决,得到系统输出信息序列 $\hat{\mathbf{b}}_{\text{Match}} = \text{sgn}(\mathbf{y})$,由于多址干扰的存在,性能较差。解相关检测是将信号相关矩阵 \mathbf{R} 的逆矩阵应用到匹配滤波输出, $\hat{\mathbf{b}}_{\text{Decor}} = \text{sgn}(\mathbf{R}^{-1}\mathbf{y})$,解除接收信号中的多址干扰,但它是以增加接收端噪声功率为代价来消除多址干扰的,性能没有达到最佳,特别在信道噪声较大时性能很差。最小均方误差 MMSE 检测器是在解相关检测和传统匹配滤波器接收之间的折中方法,基于使发送信号与其估计值之间的误差均方值达到最小,选取线性变换 $T = (\mathbf{R} + N_0/2W^2)^{-1}$,大大改善了解相关检测所带来的增大高斯噪声功率的副作用,它的缺点是需要估计用户的信号能量,和解相关检测一样它也面临矩阵求逆问题。

基于最大似然序列检测的最优多用户检测方法选择具有最大可能性的发送序列,将其归结为一个优化问题:

$$\hat{\mathbf{b}}_{\text{kopt}} = \arg \left\{ \max_{b_k \in \{-1, 1\}^{2MK}} [2b_k^T \mathbf{y} - b_k^T \mathbf{R} b_k] \right\} \quad (7)$$

其中 \hat{b}_{kopt} 为输出判决的信息序列矢量表示,要实现最优的多用户信号检测,需要在矢量 b_k 的 2^{2MK} 个可能的组合中,找出最优的具有最大可能性的 \hat{b}_{kopt} ,它的运算量随着 K, M 的增加而呈指数增加,当用户量 K 较大时,问题的规模就会很大,从算法复杂度的角度来说,最优多用户检测问题是求解似然函数最大值问题,是非多项式确定问题^[7]。已有研究利用遗传算法等优化算法解决这个问题,文章就是利用拟生态算法去求解式(7)优化问题,同时降低它的计算复杂度。

4 应用蚁群算法和离散粒子群算法的多用户检测方法

4.1 结合方法及实现步骤

MUD问题是各用户信息比特的不同组合对目标函数的影响,由式(7)取算法适应值函数为 $f(b_i) = 2b_i^T y - b_i^T R b_i$,本文两种检测器采取差错估计方式^[8],在接收的每个bit间隔上,即在所有 K 个用户离散数据集 S 中,利用优化算法估计、搜索、选择 S 中一个子集 F ,使得如果 F 中的所有字符都是错误 bit,则适应函数取最大值。这样把误码估计检测并寻找最优解问题与拟生态算法结合起来,迭代求解。针对多用户检测问题,调整算法的工作机制,在不影响性能的前提下尽量减小算法的计算复杂度,图 1 是两种检测方法的具体实现流程对比。

应用两种算法的检测器具体采取的改进搜索策略有:为减小算法在起始阶段随机性较大的问题,将前述接收端匹配

滤波器输出的判决离散结果作为算法的计算起点,减少随机性。利用蚁群算法时,为缩小单个智能体搜索范围,减少循环次数,降低计算复杂度,采用搜索空间分区策略,将搜索空间分成两段,由单个蚂蚁搜索变为一对蚂蚁合作搜索^[9]。同时采用以上适应值函数作为蚁群算法的局部启发信息因子 τ 。蚁群在 K 维空间搜索,以发现最可能的误码子集为目标。

利用粒子群算法时,直接将匹配滤波判决后的离散结果 b_{match} 作为其中一个粒子,有 K 维,随机改变 b_{match} 内的单个比特值,作为其它粒子的位置。随着对估计误码的判断、修正,基于适应值不断改进粒子的个体极值和全局极值,使粒子群逼近最优解。对粒子速度 v_{id}^t 设定一个合适限幅值 $|v_{id}^t| \leq V_{max}$,保证式(4)中的阈值不能太靠近 0 或 1,增大 v_{id}^t 改变选择的机会,不易陷入局部极值。

4.2 基于两种算法的多用户检测器性能仿真对比

基于以上步骤,为比较性能,两种方法的种群取相同的数量 αK , $\alpha \leq 1$,即小于通信系统用户数 K ;取相同最大迭代次数 N_c 。蚁群算法检测器中,式(2)信息素增量 $\Delta\tau = 0.5$,衰减系数 $\rho = 0.8$,种群系数 $\alpha = 0.6$,式(1)中信息素 τ 及启发因子 η 初始化为 1。粒子群算法检测器中的速度限幅 V_{max} ,速度更新式(3)中 $w=1$, $C_1=2$, $C_2=2$ 。在直接序列扩频 DS-CDMA 系统中选择长度为 63 的 Gold 扩频序列,理想功率控制下,即所有用户信号功率相等或已知,仿真基于蚁群优化(ACO)算法检测器、基于离散粒子群优化(PSO)算法检测器,并和传统匹配滤波(Match)接收机、线性的解相关检测器(Decorr)、线性最小均方误差 MMSE 检测器、无多址干扰的单用户接收机(Optimal)进行了性能比较。

图 2(a)为用户数 $K=10$ 时结果,图 2(b)为用户数 $K=40$ 时的对比结果。可以看出,在用户数较少($K=10$)时,本文两种算法的性能相近且都较好地逼近无多址干扰的最优性能(Optimal)。解相关检测的性能远好于传统匹配滤波器,但在用户数 K 值较大且信噪比低的时候(图 2(b), $K=40$, SNR<0 dB),解相关(Decor)方法由于线性变换,放大了噪声,性能很差,而 MMSE 检测优于解相关检测。本文的两种检测器此时性能都较好,误码率随信噪比增加而减小的速率更快,更接近于无多址干扰的最优性能,所以文章两种方法更适用于处理较大用户量时的 CDMA 多用户检测。在图 2(b)中,用户数较多($K=40$)时,蚁群算法多用户检测器(ACO)性能好于离散粒子群算法检测器(PSO),离散粒子群算法的收敛性能比蚁群算法的收敛性能要略差。

图 3 为同步 CDMA,扩频码长度 $L_c=63$,系统误码率 BER 与用户数量 K 的关系;其中图 3(a)为信噪比 SNR=2dB 时结果,图 3(b)为信噪比 SNR=8dB 时对比结果。可以看出,

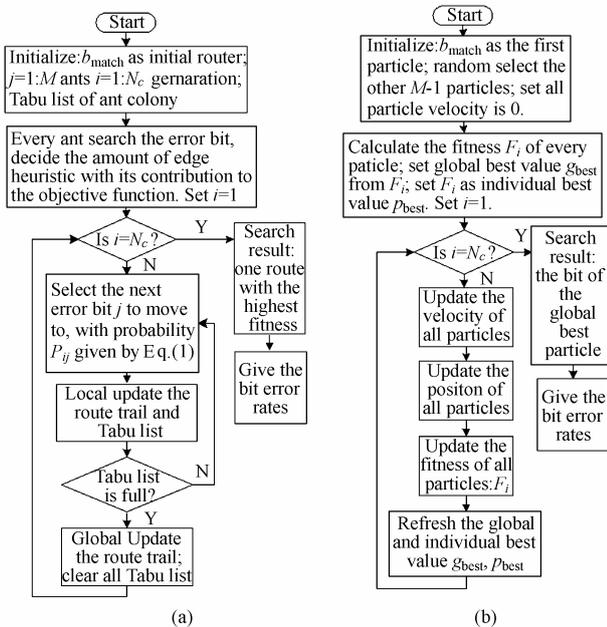


图 1 本文两种检测方法流程图
(a) ACO 检测器流程图 (b) PSO 检测器流程图
Fig.1 Flowchart of our two proposed detectors
(a) Flowchart of ACO algorithm detector
(b) Flowchart of PSO algorithm detector

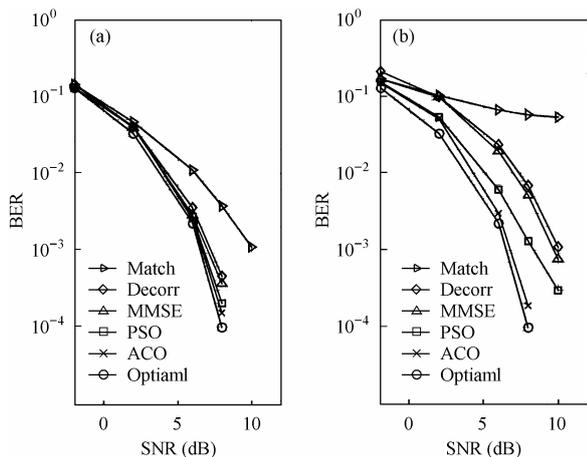


图2 误码率 BER 和信噪比 SNR 关系
(a)用户数 $K=10$ (b) 用户数 $K=40$

Fig.2 Performance of BER with different SNR
(a) Users number: $K=10$ (b) Users number: $K=40$

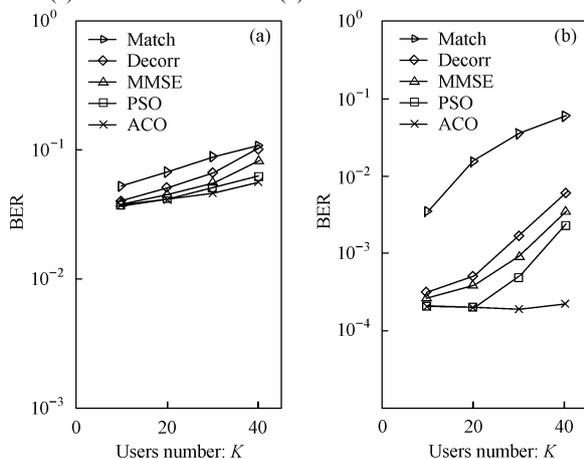


图3 误码率 BER 与用户数 K 的关系
(a) 系统信噪比为 2dB (b) 系统信噪比为 8dB

Fig.3 Performance of BER with different number of users
(a) SNR of system is 2dB (b) SNR of system is 8dB

本文两种方法的性能优于传统检测(Match)和解相关方法(Decorr),尤其在用户数 K 较大时,接收机性能比解相关和传统接收更好。

图4为本文两种方法的收敛性能对比,图4中是系统信噪比在 6dB,用户数为 40 时的仿真结果,以匹配滤波和解相关检测性能为对比,可以看出,蚁群算法收敛较快且性能较好,粒子群算法性能略差。

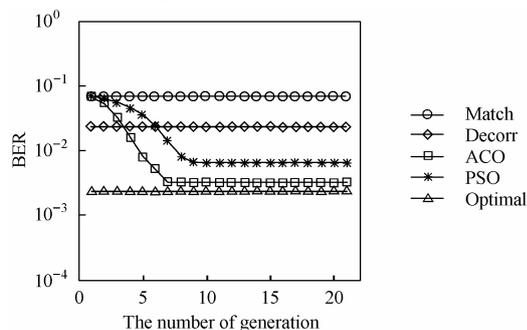


图4 两种方法收敛性能对比
Fig.4 Convergence performance of the two detectors

4.3 计算复杂度分析

蚁群算法检测器初始化时需要搜索每个比特间隔 b 的 K 个邻域,比较目标函数值,搜索空间分区,统计蚁群大小;一次迭代中,计算转移概率并选择下一节点,信息素更新等等。经统计 N_c 次迭代蚁群算法的总体计算复杂度为 $O[N_c \times m \times (3K^3 + 2K^2 + K)] = U \cdot O(K^3)$, $U = 3N_c \times m$, N_c 为固定值。如果采用基本ACO算法,蚂蚁数量 m 和用户数量 k 接近,则复杂度逼近 $O(K^4)$ 。文章方法采用蚂蚁分对搜索, m 的大小是动态的,但肯定是小于 K 的。

粒子群算法检测器的初始化阶段,要进行邻域空间划分,群落大小 m 的统计,以及各粒子的速度、位置的初始化。在每一次迭代中,每个粒子要分别计算各自的适应值,以此更新个体和全局极值,然后进行速度和位置更新,复杂度为 $O(N_c \times (K + 2 \times m \times K + m \times K^2))$ 。由以上可知总体复杂度为 $O(K^3 + K^2 + K \times m) + O(N_c \times (K + 2K \times m + K^2 \times m))$, 即 $O(K^3 + N_c \times m \times K^2)$ 。最坏情况下,粒子群落的大小 m 逼近用户数 K ,则算法的复杂度为 $U \cdot O(K^3)$, $U = 1 + N_c$ 。可以看出粒子群算法的复杂度要小于蚁群算法的复杂度,由仿真结果来看它的性能较蚁群算法检测器差。相对于最佳多用户检测与用户总数 K 成指数关系的计算复杂度 $O(2^K)$,文章两种方法的复杂度较低,当系统用户数 K 值较大时,这一点更为明显。线性的解相关检测要进行相关矩阵的求逆,以及进行 K 维的矩阵相乘,它的计算复杂度为 $U \cdot O(K^3)$,所以本文方法比线性检测器的复杂度要高。

5 结束语

本文研究了蚁群算法和离散粒子群算法,并将两种拟生态算法应用于 CDMA 多用户检测优化问题,对算法的搜索机制进行了一些改进,从理论分析及实验仿真的角度对比两种方法,得出结论,基于蚁群算法的检测器复杂度高于粒子群算法的检测器,但性能明显好于后者。两种方法都具有线性的复杂度,且适合于大用户量的 CDMA 多用户检测,为 CDMA 多用户检测提供了新的解决思路,当然还可以结合其它方法,进一步改进算法应用的精度和降低实现的计算复杂度。

参考文献

- [1] Verdu. S, Multi-user Detection, Cambridge University Press, 1998: 303-312.
- [2] 吴新余, 郑宝玉, 倪梁方. 分集接收混合遗传算法多用户检测器在异步 CDMA 移动通信中的应用研究[J]. 通信学报, 2003, 24(2): 27-36.
- [3] Dorigo. M, Maniezzo. V, Colomi. A. Ant system: Optimization by a colony of cooperating agents [J]. *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics-PartB*, 1996, 26(1): 1-13.

- [4] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization [A]. Proc IEEE Int Conf on Neural Networks[C], Perth, 1995: 1942–1948.
- [5] 谢晓锋, 张文俊, 杨之廉. 微粒群算法综述[J]. 控制与决策, 2003, 18(2): 129–134.
- [6] Kennedy J, Eberhart R. A discrete binary version of the particle swarm algorithm [A]. Proc IEEE Int Conf on Systems, Man, and Cybernetics[C]. Orlando, 1997: 4104–4108.
- [7] Verdu. S. Computational complexity of optimum multiuser detection. *Algorithmica*, 1989, 4(3): 303–312.
- [8] 忻斌健, 汪镭, 吴启迪. 蚁群算法的研究现状和应用及蚂蚁智能体的硬件实现[J]. 同济大学学报, 2002, 30(1): 82–87.
- [9] 吴斌, 史忠植. 一种基于蚁群算法 TSP 问题分段求解算法[J]. 计算机学报, 2001, 24(12): 1328–1333.
- 许耀华: 男, 1976 年生, 讲师, 研究方向为现代优化算法、通信信号处理.
- 胡艳军: 女, 1967 年生, 教授, 研究方向为通信信号处理、个人通信、移动通信.