

离散粒子群优化在垂直分层空时系统检测中的应用

董伟¹, 李建东¹, 朱明明², 陈亮¹

(1. 西安电子科技大学综合业务网国家重点实验室, 710071, 西安; 2. 西安电子科技大学智能信息处理研究所, 710071, 西安)

摘要: 为了改善垂直分层空时系统串行干扰抵消算法的性能,提出了一种离散粒子群检测算法(DPSO-DA). 该算法将垂直分层空时系统中的最优检测视为组合优化问题,根据最大似然检测公式构造 DPSO 算法的适应度函数,利用 DPSO 算法来解决该组合优化问题,从而寻找最优解. 针对 DPSO-DA 有可能出现早熟现象,进一步提出了一种混合离散粒子群检测算法(HDPSO-DA). HDPSO-DA 对 DPSO-DA 的进化方程进行了重新设计,在搜索中以一定变异概率对选中的粒子进行变异,进一步改善了 DPSO-DA 的性能. 理论分析和仿真结果表明,当误码率为 10^{-3} 时,与基于最小均方误差准则的串行干扰抵消算法相比,DPSO-DA 和 HDPSO-DA 可获得约 3dB 和 5dB 的增益,且具有更低的复杂度.

关键词: 垂直分层空时系统;离散粒子群优化;误码率

中图分类号: TP18;TN911.23 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2008)02-0166-05

Discrete Particle Swarm Optimization for Vertical Bell-Labs Layered Space-Time System Detection

DONG Wei¹, LI Jiandong¹, ZHU Mingming², CHEN Liang¹

(1. State Key Laboratory of Integrated Service Networks, Xidian University, Xi'an 710071, China; 2. Institute of Intelligent Information Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: A discrete particle swarm detection algorithm (DPSO-DA) is proposed for the signal detection of the vertical bell-labs layered space-time (V-BLAST) system to improve the performance of the ordered successive interference cancellation (OSIC) algorithm. The optimal detection in V-BLAST system can be formulated as a combinational optimization problem and then the fitness function of the DPSO algorithm is constructed in terms of the maximum likelihood detection formula. The proposed DPSO algorithm is then used to solve the combinational optimization problem to get an optimal solution. Attempts have been made at avoiding the premature convergence of the DPSO-DA, and a hybrid discrete particle swarm detection algorithm (HDPSO-DA) is proposed. The HDPSO-DA is obtained from DPSO-DA by redesigning the evolution equation of the DPSO-DA and introducing the mutation operator of the genetic algorithm. The performance of the HDPSO-DA is improved. Theoretical analysis and simulation results show that the both the DPSO-DA and the HDPSO-DA acquire about 3dB and 5 dB gain over the OSIC algorithm based on the minimum mean square error criterion at a bit error rate of 10^{-3} and have lower computational complexity.

Keywords: vertical bell-labs layered space-time system; discrete particle swarm optimization; bit error rate

贝尔实验室垂直分层空时(V-BLAST)系统因能有效提高频谱效率且实现简单而备受关注.在V-BLAST系统中,信号通过不同的发送天线发射,在接收端每副接收天线上的信号是所有发送信号的叠加.V-BLAST检测算法所要解决的问题是如何得到发送的信号.近年来,已经产生了许多V-BLAST系统的检测算法.文献[1-2]集中介绍了一些经典的检测算法,其中最大似然(ML)检测算法具有最优的检测性能,但是其指数复杂度是最高的;文献[3-4]给出了经典的排序连续干扰抵消(OSIC)检测算法,其性能与最大似然检测算法相比差距较大;基本的迫零(ZF)和最小均方误差(MMSE)检测算法虽然复杂度较低,但性能比OSIC算法还差.

粒子群算法(PSO)^[5]是由Kennedy等人提出的一种基于群智能的进化计算技术,已用于解决一些经典的连续空间优化问题.随后提出的离散粒子群优化算法(DPSO)^[6]使得粒子群算法解决离散空间优化问题变得可能,目前已有相关研究将离散粒子群算法用于CDMA系统中的多用户检测问题^[7-8].本文结合V-BLAST系统检测问题的实际特点,首次将离散粒子群优化理论应用于V-BLAST系统检测问题的优化求解中,提出了两种检测算法.仿真结果表明,本文所提出的算法可以获得接近ML检测算法的性能,且具有更低的计算复杂度.

1 V-BLAST系统模型及经典检测算法

1.1 V-BLAST系统模型

考虑一个基带V-BLAST系统,有 M 根发送天线和 N 根接收天线,发射信号通过平坦瑞利衰落信道.系统的输入输出关系为

$$\mathbf{r} = \mathbf{H}\mathbf{s} + \mathbf{n} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{s}=[s_1, s_2, \dots, s_M]^T$ 为 $M \times 1$ 维的发送信号矢量; $\mathbf{r}=[r_1, r_2, \dots, r_N]^T$ 为 $N \times 1$ 维的接收信号矢量; $\mathbf{H}$ 为信道转移矩阵; $\mathbf{n}=[n_1, n_2, \dots, n_N]^T$ 为加性高斯白噪声矢量,满足 $E(\mathbf{n}\mathbf{n}^H) = N_0 \mathbf{I}_N$,其中 $E(\cdot)$ 是求均值, N_0 是噪声的功率谱密度; $\mathbf{I}_N$ 为 $N \times N$ 维单位矩阵.V-BLAST系统框图如图1所示.

1.2 经典检测算法

(1)最大似然检测算法

最大似然检测算法就是从所有可能发送信号的集合中找出一组信号矢量,使其满足

$$\hat{\mathbf{s}} = \arg \min \|\mathbf{r} - \mathbf{H}\mathbf{s}\|^2 \quad (2)$$

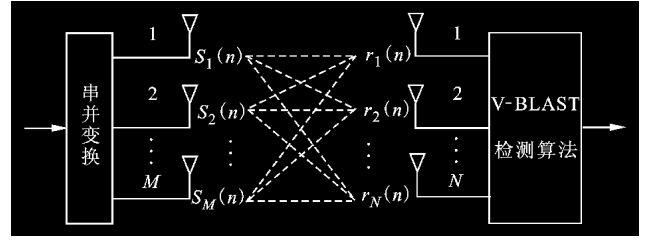


图1 V-BLAST基本系统框图

即选择使式(2)值最小的 $\hat{\mathbf{s}}$ 作为发送信号的估值.

(2)ZF检测算法

ZF检测矩阵可以将接收到的信号分解成传输时独立的数据流的形式,它可以由下式给出

$$\mathbf{W}_{ZF} = \mathbf{H}^+ = (\mathbf{H}^H \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^H \quad (3)$$

式中:上标“+”表示伪逆.ZF检测的输出为 $\mathbf{y} = \mathbf{s} + \mathbf{H}^+ \mathbf{n}$.ZF检测将MIMO信道分解成并行的带有加性噪声的标量信道,但是经过 $\mathbf{W}_{ZF}$ 后噪声被加强了,因而影响检测性能.

(3)MMSE检测算法

MMSE检测在减少数据流间干扰以及噪声增强之间进行了平衡,以达到最小化均方误差的目的,其加权矩阵为

$$\mathbf{W}_{MMSE} = (\mathbf{H}^H \mathbf{H} + N_0 \mathbf{I}_M)^{-1} \mathbf{H}^H \quad (4)$$

(4)OSIC检测算法

OSIC检测算法的关键思想来源于CDMA系统的多用户检测技术,即让每个数据流根据ZF或MMSE准则依次进行译码,然后再一层一层将其还原为干扰被消除.

2 基于离散粒子群的V-BLAST系统检测算法

2.1 离散粒子群算法

在DPSO算法中,用粒子的位置表示待优化问题的解,每个粒子性能的优劣程度取决于待优化问题目标函数确定的适应值,每个粒子由一个速度矢量决定其飞行方向和速率大小.设在一个 d 维的目标搜索空间中,有 m 个粒子组成一个群体,其中在第 t 次迭代时,粒子 i 的位置表示为 $\mathbf{x}_i(t)=[x_{i1}(t), x_{i2}(t), \dots, x_{id}(t)]$,相应的飞行速度表示为 $\mathbf{v}_i(t)=[v_{i1}(t), v_{i2}(t), \dots, v_{id}(t)]$.开始执行PSO算法时,首先随机初始化 m 个粒子的位置和速度,然后通过迭代寻找最优解,在每一次迭代中,粒子通过跟踪两个极值来更新自己的速度和位置:一个极值是粒子本身迄今搜索到的最优解,称为个体极值,表示为

$\mathbf{p}_i(t)=[p_{i1}(t), p_{i2}(t), \dots, p_{id}(t)]$; 另一个极值是整个粒子群到目前为止找到的最优解, 称为全局极值, 表示为 $\mathbf{p}_g(t)=[p_{g1}(t), p_{g2}(t), \dots, p_{gd}(t)]$. 在第 $t+1$ 次迭代计算时, 粒子 i 根据下列规则来更新自己的速度和位置

$$v_{ik}(t+1) = \omega v_{ik}(t) + c_1 u_1(p_{ik}(t) - x_{ik}(t)) + c_2 u_2(p_{gk}(t) - x_{ik}(t)) \quad (5)$$

$$x_{ik}(t+1) = \begin{cases} 1 & u < S(v_{ik}(t+1)) \\ 0 & u \geq S(v_{ik}(t+1)) \end{cases} \quad (6)$$

式中: ω 为惯性权重; c_1, c_2 为两个加速常数, 一般取值为 2; u_1, u_2, u 为 3 个均匀分布在 $(0, 1)$ 之间的随机数; $S(\delta)$ 为 Sigmoid 函数, 即 $S(\delta) = \frac{1}{(1+e^{-\delta})}$; $i=1, 2, \dots, m$; $k=1, 2, \dots, d$. 另外, 粒子在每一维的速度 v_i 都被一个最大速度 $v_{\max}$ 所限制.

2.2 混合离散粒子群算法

利用 PSO 算法“粒子相信自己的经验和同伴的经验的同时要不断克服自己的飞行惰性”的原理, 借鉴文献[7]思想重新设计 DPSO 算法的进化方程.

设在一个 d 维的目标搜索空间中, 有 m 个代表潜在问题解的粒子组成一个粒子群, 则在第 t 次迭代时第 i 个粒子的位置表示为 $\mathbf{s}_i(t)=[s_{i1}(t), s_{i2}(t), \dots, s_{id}(t)]^T$, 相应的飞行速度表示为 $\mathbf{v}_i(t)=[v_{i1}(t), v_{i2}(t), \dots, v_{id}(t)]^T$, 个体极值为 $\mathbf{p}_i(t)=[p_{i1}(t), p_{i2}(t), \dots, p_{id}(t)]^T$, 全局极值为 $\mathbf{p}_g(t)=[p_{g1}(t), p_{g2}(t), \dots, p_{gd}(t)]^T$. 粒子在找到上述两个极值后, 通过新的进化方程来更新每个粒子的位置和速度矢量. 重新构造粒子的进化方程为

$$\mathbf{v}_i(t+1) = -c_1 \mathbf{s}_i(t) + c_2 \mathbf{p}_i(t) + c_3 \mathbf{p}_g(t) \quad (7)$$

$$s_{ik}(t+1) = \begin{cases} +1, \rho_{ik}(t+1) < v_{ik}(t+1) \\ -1, \rho_{ik}(t+1) \geq v_{ik}(t+1) \end{cases} \quad (8)$$

式中: $\rho_{ik}(t) \in [-1, +1]$ 是随机产生的; $c_1 + c_2 + c_3 = 1$, 确保阈值 $v_{ik}(t+1) \in [-1, +1]$, 这里我们设 $c_1 = 0.1$, 即 c_2 随迭代次数的增加由 0.9 线性减小到 0, 则 $c_3 = 0.9 - c_2$.

为了增强算法的随机搜索能力和克服算法有可能陷入局部最优即早熟, 我们引入了变异操作, 在式(7)和式(8)对粒子的速度和位置进行更新的同时, 还对粒子的位置矢量进行变异, 并由进化方程指导粒子的变异方向.

2.3 本文提出的 V-BLAST 检测算法

本文分别将离散粒子群算法和混合离散粒子群算法应用于 V-BLAST 系统中实现信号检测, 这里重点给出了混合离散粒子群检测算法的步骤.

为了实现逼近 ML 检测算法误码率的目的, 我们根据 ML 检测算法的检测公式^[2]来设定算法的适应度函数, 并由该适应度函数衡量粒子的优劣, 则粒子群优化算法的适应度函数为

$$F(\mathbf{s}) = \|\mathbf{r} - \mathbf{H}\mathbf{s}\|^2 \quad (9)$$

式中: Ω 为所采用调制的星座图中所有点的集合. 因此, 最优解就是使适应度函数 F 最小的粒子.

根据混合离散粒子群算法, 本文所提出的 V-BLAST 系统的检测算法步骤如下.

(1) 初始化粒子群. 设置混合离散粒子群 (HDPSO) 算法的参数及令迭代次数变量 $t=0$, 设粒子群大小为 m , 随机产生各粒子的位置矢量, 位置矢量的维数与发射天线数相同, 即 $\mathbf{s}_i(t)=[s_{i1}(t), s_{i2}(t), \dots, s_{iM}(t)]^T, i=1, 2, \dots, m$.

(2) 计算粒子的适应度. 根据式(9)计算粒子的适应度, 将粒子的当前位置矢量 $\mathbf{s}_i(t)$ 置为个体极值 $\mathbf{p}_i(t)$, 全局极值 $\mathbf{p}_g(t)$ 置为初始群体中适应度最优的粒子的位置.

(3) 判断算法迭代终止条件. 本文算法的迭代终止条件设为最大进化代数. 若满足终止条件, 执行步骤(8), 否则执行步骤(4).

(4) 更新粒子位置. 令 $t=t+1$, 根据式(7)和式(8)更新粒子的速度和位置, 由 $\mathbf{S}(t)$ 得到 $\mathbf{S}(t+1)$, $\mathbf{S}(t)=[\mathbf{s}_1(t), \mathbf{s}_2(t), \dots, \mathbf{s}_m(t)]$, 其中 $\mathbf{s}_i(t)=[s_{i1}(t), s_{i2}(t), \dots, s_{iM}(t)]^T \in \Omega$, $\mathbf{S}(t+1)=[\mathbf{s}_1(t+1), \mathbf{s}_2(t+1), \dots, \mathbf{s}_m(t+1)]$, 其中 $\mathbf{s}_i(t+1)=[s_{i1}(t+1), s_{i2}(t+1), \dots, s_{iM}(t+1)]^T \in \Omega$.

(5) 对 $\mathbf{S}(t+1)$ 进行变异操作. 依据概率 p_m 对 $\mathbf{S}(t+1)$ 中的各粒子的位置向量进行变异操作, 即对 $s_{ik}(t+1) (i=1, 2, \dots, m; d=1, 2, \dots, M)$ 中的各元素按位以概率 p_m 取反, 得到 $\mathbf{S}'(t+1)$.

(6) 更新个体极值 $\mathbf{p}_i(t)$ 和全局极值 $\mathbf{p}_g(t)$. 令 $\mathbf{P}(t)=[\mathbf{p}_1(t), \mathbf{p}_2(t), \dots, \mathbf{p}_m(t)]$, 计算 $\mathbf{P}(t), \mathbf{S}(t+1), \mathbf{S}'(t+1)$ 中各粒子的适应度, 在 $\{\mathbf{p}_i(t), \mathbf{s}_i(t+1), \mathbf{s}'_i(t+1)\}$ 中选择适应度最优的粒子作为更新后的 $\mathbf{p}_i(t+1)$, 然后在 $[\mathbf{p}_1(t+1), \mathbf{p}_2(t+1), \dots, \mathbf{p}_m(t+1)]$ 中选择适应度最优的个体极值作为更新后的 $\mathbf{p}_g(t+1)$.

(7) 判断算法迭代终止条件. 若满足终止条件, 执行步骤(8), 否则执行步骤(4).

(8) 输出 $\mathbf{p}_g$, 算法结束.

3 计算复杂度分析

V-BLAST 系统的 ML 算法由于需要遍历发射序列的解空间,因此其复杂度约为 $O(P^M)$ (P 为调制阶数, M 为发射天线数),在发射天线数目较多时,其复杂度是令人生畏的,比如 8PSK 调制、8 天线发射时,接收端进行 ML 解码算法需要搜索的次数是 $8^8=16\ 777\ 216$ 。

OSIC 算法的复杂度较 ML 有显著的下降,但由于需要多次求伪逆,该算法总的复杂度还是很高,约为 $O(M^4)$ ^[9]。

对于粒子群规模为 m 、进化代数为 g 的混合离散粒子群检测算法, m 和 g 均随解空间维数 M 的增大而线性增大,因此设 $m=\alpha M$ 、 $g=\beta M$ 。在第 i 次迭代中,计算所有粒子的适应度的计算复杂度为 $O(mM)$,变异操作的计算复杂度为 $O(mM)$,比较粒子适应度而产生个体极值的比较次数为 $3m$,产生全局极值的比较次数为 $\frac{m(m-1)}{2}$ 。另外,计算粒子的速度、更新粒子的位置的计算复杂度为 $O(mM)$ 。因此,经过 g 次迭代,算法总的计算复杂度为

$$O(\alpha\beta M^3) + O(\alpha\beta M^3) + O(3\alpha\beta M^2) + O\left(\frac{\alpha^2\beta M^3 - \alpha\beta M^2}{2}\right) + O(\alpha M^2)$$

根据计算复杂度的渐进性原理和 O 运算的规则^[10],总的计算复杂度约为 $O(M^3)$,相比 ML 算法和 OSIC 算法的复杂度,本文检测算法的复杂度还是比较低的。

4 仿真结果

为了验证离散粒子群检测算法(本文算法 1)和混合离散粒子群检测算法(本文算法 2)的优越性,将它们与经典的检测算法在平坦的准静态瑞利衰落信道环境下的性能做出比较。仿真中本文算法 1 和算法 2 均以最大进化代数为终止条件,发射天线数和接收天线数均为 4。在算法 2 中,变异概率 p_m 是控制算法局部搜索的重要参数,本文中我们经过测试取变异概率 $p_m=2/M$ 。

图 2~图 4 比较了不同检测算法的误码性能。在图 2 中,本文算法 1 和算法 2 的种群数和进化代数分别为 10 和 8。图 3 中的种群数和进化代数分别为 10 和 16。图 4 中的种群数和进化代数分别为 15

和 8。从图 2~图 4 可以看出:作为最优的 ML 检测算法获得了最好的误码率性能,但是其指数复杂度也是最高的;本文算法 1 和算法 2 都好于其他传统的检测算法,且算法 2 比算法 1 有更好的性能。比较图 2 和图 3 可以发现,当进化代数增大时,本文算法 1 和算法 2 的性能都有所提高,其中算法 2 的性能曲线与 ML 检测算法的性能曲线很接近。比较图 2 和图 4 发现,当种群数目增加时,本文算法 1 和算法 2 的性能也都会有所提高,其中本文算法 2 的性能曲线与 ML 检测算法的性能曲线基本重合。比较图 3 和图 4,图 4 中本文算法 1 和算法 2 的性能也都有所提高,这表明种群数比进化代数对这两种算法性能的影响更大一些。同时,考虑到不论是种群数 m 的增大还是进化代数 g 的增大都会增加算法的复杂度,因此为了兼顾算法的性能和复杂度,需要折中选择这两个参数。

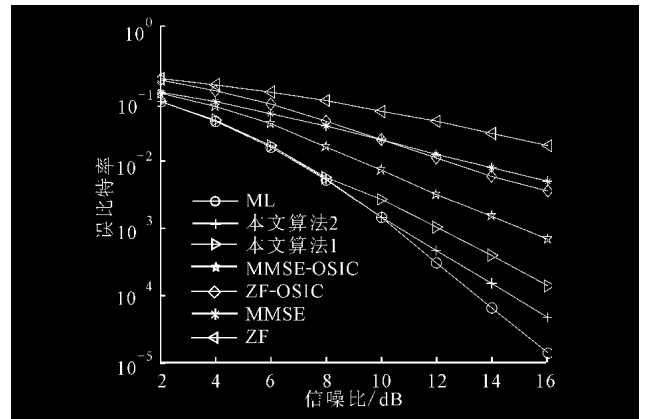


图 2 误比特率和信噪比的关系($m=10, g=8$)

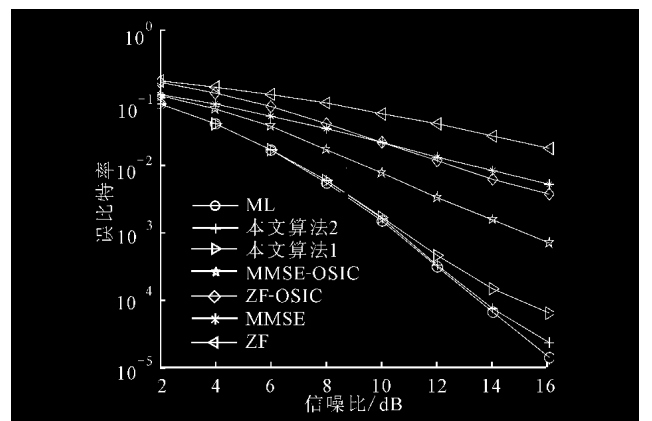


图 3 误比特率和信噪比的关系($m=10, g=16$)

图 5 是当信噪比为 10 dB 和种群数分别为 5、10 时,本文算法 1 和算法 2 的收敛性能对比,其中 ML 检测算法的误码率作为参考基准。从图中可以看出,随着种群数目的增加,本文算法 1 和算法 2 的收敛性能都有所改善,而且算法 2 比算法 1 有更快的收

收敛速度和更好的全局收敛性能。

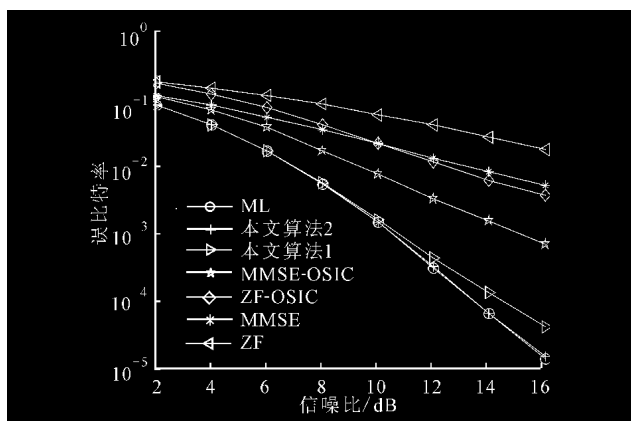


图4 误比特率和信噪比的关系($m=15, g=8$)

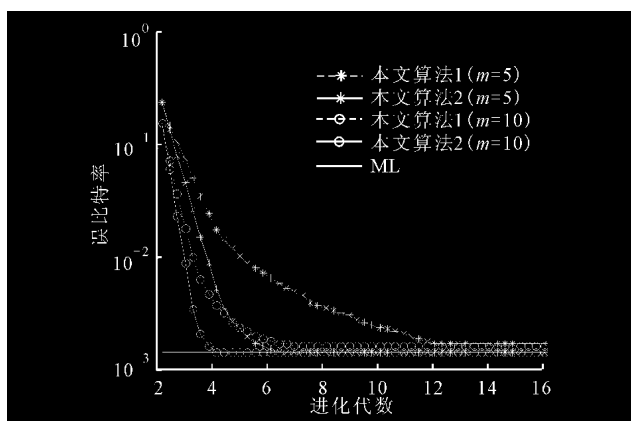


图5 收敛性能比较

5 结束语

本文根据 V-BLAST 系统检测问题的实际特点,将离散粒子群优化理论应用于 V-BLAST 系统检测问题的优化求解中,提出了基于离散粒子群优化的 V-BLAST 检测算法。仿真结果表明,所提出的算法与其他经典的 V-BLAST 系统检测算法相比,获得了非常好的误码率性能,且具有较低的复杂度,验证了算法的有效性,为 V-BLAST 系统的检测提供了新的解决思路。

参考文献:

- [1] ADJOUDANI A, BECK E C, BURG A P, et al. Prototype experience for MIMO BLAST over third-generation wireless system [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2003, 21(3):440-451.
- [2] PAULRAJ A J, NABAR R U, GORE D A. Introduc-

tion to Space-Time Wireless Communications [M]. Cambridge, UK: Cambridge University, 2003.

- [3] WOLNIANSKY P W, FOSCHINI G J, GOLDEN G D, et al. V-BLAST: an architecture for realizing very high data rates over the rich-scattering wireless channel [C]//Conference Proceedings of the International Symposium on Signals, Systems and Electronics, Piscataway, USA: IEEE, 1998:295-300.
- [4] GOLDEN G D, FOSCHINI C J, VALENZUELA R A, et al. Detection algorithm and initial laboratory results using V-BLAST space-time communication architecture [J]. Electronics Letters, 1999, 35(1):14-16.
- [5] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization [C]//Conference Proceedings of the International Conference on Neural Networks, Piscataway, USA: IEEE, 1995:1942-1948.
- [6] KENNEDY J, EBERHART R. A discrete binary version of the particle swarm optimization algorithm [C]//Conference Proceedings of the International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, Piscataway, USA: IEEE, 1997: 4104-4108.
- [7] 杨红孺,高洪元,庞伟正,等.基于离散粒子群优化算法的多用户检测器[J].哈尔滨工业大学学报,2005,37(9): 1303-1307.
- YANG Hongru, GAO Hongyuan, PANG Weizheng, et al. Multiuser detector based on discrete particle swarm optimization algorithm [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2005, 37(9): 1303-1307.
- [8] 许耀华,胡艳军.基于拟生态优化算法的 CDMA 多用户检测方法[J].电子与信息学报,2006,28(11): 2111-2115.
- XU Yaohua, HU Yanjun. Research of ecologic system optimization algorithms for multi-user detection in CDMA communication systems [J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2006, 28(11): 2111-2115.
- [9] WAI W K, TSUI C Y, CHEN R S, A low complexity architecture of the V-BLAST system [C]// Wireless Communications and Networking Conference, Piscataway, USA: IEEE, 2000: 310-314.
- [10] 刘彦明. 计算机软件技术基础教程[M]. 西安:西安电子科技大学出版社, 2001:90-93.

(编辑 刘杨)