

## M-精英进化算法及其在 V-BLAST 系统中的应用

慕彩虹<sup>①</sup> 焦李成<sup>①</sup> 刘逸<sup>②③</sup>

<sup>①</sup>(西安电子科技大学智能信息处理研究所和智能感知与图像理解教育部重点实验室 西安 710071)

<sup>②</sup>(西安电子科技大学综合业务网理论及关键技术国家重点实验室 西安 710071)

<sup>③</sup>(西安电子科技大学电子工程学院 西安 710071)

**摘要:** 为解决垂直分层空时(V-BLAST)系统中的最大似然检测算法(ML)复杂度过高的问题,并针对通信系统对实时性要求较高的特点,该文提出了一种复杂度较低且性能优良的进化算法,即 M-精英进化算法(MEA),来逼近 ML 检测算法。通过一个经典背包问题的仿真验证了 MEA 求解组合优化问题的有效性,实际的通信系统仿真表明,基于 MEA 的检测算法优于一些经典的检测算法,也优于基于标准遗传算法及克隆选择算法的检测算法,能够较好地逼近 ML 检测算法。

**关键词:** 通信系统; 进化算法; 垂直分层空时系统; 背包问题; 最大似然检测算法; M-精英

**中图分类号:** TP18; TN911.23

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1009-5896(2009)10-2443-06

## M-elitist Evolutionary Algorithm and Its Application to V-BLAST System

Mu Cai-hong<sup>①</sup> Jiao Li-cheng<sup>①</sup> Liu Yi<sup>②③</sup>

<sup>①</sup>(Key Laboratory of Intelligent Perception and Image Understanding of Ministry of Education of China, Institute of Intelligent Information Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

<sup>②</sup>(State Key Laboratory of Integrated Service Networks, Xidian University, Xi'an 710071, China)

<sup>③</sup>(School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China)

**Abstract:** A new algorithm named as M-elitist Evolutionary Algorithm (MEA) is presented with low complexity and high performance to approach the performance of Maximum-Likelihood(ML) detection, for solving the problem of the high complexity of ML detection in real-time Vertical- Bell laboratories LAYered Space-Time (V-BLAST) communication system. The simulation of one knapsack problem validates the effectiveness of MEA to solve combinatorial optimization problems. Furthermore, the simulation of V-BLAST communication system shows that the MEA-based detection algorithm can approach the performance of ML well, and is superior to the detection algorithm based on standard genetic algorithm and that based on clonal selection algorithm as well as some classical ones.

**Key words:** Communication system; Evolutionary algorithm; V-BLAST; Knapsack problem; Maximum-Likelihood (ML) Detection; M-elitist

### 1 引言

作为一种模拟生物进化过程与机制来求解问题的自适应人工智能算法,进化算法已经在数值优化、组合优化、图像处理等诸多领域得到了广泛的应用<sup>[1-3]</sup>。近年来,进化算法在通信领域也获得了一些应用<sup>[4-8]</sup>。本文针对通信系统对实时性要求较高的特点,提出了一种算法复杂度较低,并且性能较好的进化算法,即 M-精英进化算法(MEA),并将其应用于垂直分层空时(V-BLAST)系统的信号检测。

在 V-BLAST 系统中,经典的检测算法有性能最优的最大似然算法(ML)<sup>[9]</sup>,以及一些次优的算法,包括单纯迫零法(ZF),最小均方误差法(MMSE),连续干扰抵消算法(SIC),以及改进的排序连续干扰抵消算法(OSIC)<sup>[10]</sup>,OSIC 根据采用准则的不同又可分为 ZF-OSIC 算法(也叫 Golden 算法)<sup>[10]</sup>和 MMSE-OSIC 算法,这两种方法在以上几种次优算法中性能最优<sup>[9]</sup>。ML 算法虽然检测精度最高,但算法的复杂度也非常大,其复杂度约为  $O(P^T)$  ( $P$  为调制阶数,  $T$  为发射天线数目),当天线数目增加时,ML 算法的复杂度将急剧增加,在实际中很难应用。可以利用 ML 算法进行信号检测的过程看成一个求解组合优化的问题,这样就可以利用进化算法来进行信号检测,逼近 ML 算法。本文提出的 M-精英进化算

2008-10-14 收到, 2009-06-01 改回

国家自然科学基金(60703107, 60703108, 60703109, 60702062), 国家 863 计划项目(2006AA01Z107, 2007AA12Z136, 2007AA12Z223), 国家 973 规划项目(2006CB705700)和教育部长江学者和创新团队支持计划(IRT0645)资助课题

法采用了“M-精英策略”，关于 M-精英策略的想法最初来源于精英策略。精英策略通常是指在进化算法中赋予种群中适应度最大的个体一种“进化特权”，使其能够不经过遗传操作直接进入下一代，采用精英策略的进化算法可以较快地收敛到最优解<sup>[1]</sup>。这说明适应度较高的个体(以后称作精英个体)对于种群的进化有着重要的推动作用。本文将这一思想进一步推广，提出 M-精英策略，即在初始种群中选出前  $M$  个适应度最高的个体组成精英种群，令其余的个体组成普通种群，在之后的进化中，始终保持精英种群的适应度优势，充分发挥  $M$  个精英的带头作用，使精英种群在进化中起主导作用，带动普通种群进化，进而推动整个种群快速进化。需要注意的是，M-精英策略中“进化特权”的含义也发生了变化，并不是指使  $M$  个精英直接进入下一代，而是指  $M$  个精英个体具有主动选择配偶，优先保留好的子代的特权。由于将“进化特权”分散给多个精英，而不是集中于单个最优个体上，因而能够最大程度避免一般精英策略所引起的选择压力过大而造成的早熟现象，同时又能够使算法快速稳定地收敛到全局最优解。算法复杂度分析表明 MEA 的复杂度约为  $O(T^2)$ ，通过一个经典背包问题验证了该算法寻优能力强，收敛速度快，具有较强的鲁棒性，实际的通信系统仿真结果表明该算法优于经典的 Gloden 算法和 MMSE-OSIC 算法，也优于基于遗传算法和克隆选择算法<sup>[8]</sup>的进化算法类检测算法，能够以较小的计算代价来逼近 ML 算法。

## 2 MEA 算法

MEA 的算法流程图如图 1 所示。

现结合图 1 来介绍 MEA 算法。MEA 算法与传统遗传算法的区别主要体现在初始化阶段的种群划分、新的选择机制以及更新方式上。

(1)初始化阶段，在产生随机的初始种群后，通过排序选出种群中的前  $M$  个适应度最大的个体(称

为精英个体)组成精英种群，其余个体组成普通种群。 $M$  一般取为  $[(N-Z)/2]$ ，其中 ‘ $[x]$ ’ 表示对  $x$  上取整， $N$  是指种群规模， $Z$  表示非负整数，文中未指明时， $Z$  一般取为 0。

(2)选择机制采用一种称为基于 M-精英策略的选择机制。在选择阶段，精英种群中的  $M$  个精英个体，都分别具有一次从普通种群中随机选择配偶产生子代的机会，而普通种群中的个体只能被动地被选择，没有主动选择权。规定精英种群内部的个体不能相互配对，普通种群也遵循该规则。在随后的迭代阶段，通过下文介绍的更新方式来保证精英种群的在适应度上的优势，迭代阶段无需排序操作。这种选择方式，一方面保证好的个体必然有机会产生子代，避免了“轮盘赌”等随机选择机制给算法增加的复杂度，同时通过种群的隔离，避免相似的个体进行配对，更利于优良子代的产生，也能够避免“超级个体”的过度繁殖。

(3)进化算子使用交叉算子和变异算子。其中交叉算子包含遗传算法常用到的两点交叉和均匀交叉，两父代等概率地进行两点交叉或均匀交叉，产生两个子代；变异算子采用常用的以变异概率进行均匀变异的方式，将变异操作中需要变异的染色体的位数记为  $n_m$ ，则在变异算子中对染色体中的  $n_m$  位进行变异，以此方式分别对两父代进行变异，产生两个子代。与标准遗传算法中交叉后再变异的方式不同，本文算法的交叉算子和变异算子并行于不同分支中，即以一定概率选择进行交叉还是变异。

(4)更新方式如下。精英种群中的每个精英个体依次从普通种群中随机选择一个配偶，利用交叉算子或变异算子产生两个子代个体  $c_1$  和  $c_2$ 。不失一般性，设  $c_1$  的适应度大于等于  $c_2$  的适应度，即  $f(c_1) \geq f(c_2)$ ，则先由  $c_1$  利用式(1)给出的更新准则 1 去更新来自精英种群的父代  $pE$ ，再由  $c_2$  利用式(2)给出的更新准则 2 去更新来自普通种群的父代个体  $pC$ 。若  $c_1$  未能替代  $pE$ ，则用  $c_1$  代替  $c_2$  去更新  $pC$ ，以保证较好的新个体能够有更多机会进入下一代。

更新准则 1

$$pE = \begin{cases} c_1, & f(c_1) \geq f(pE) \\ pE, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

更新准则 2

$$\begin{cases} pC = c_2, & f(c_2) \geq f(pC) \\ pC = c_2, & (f(c_2) < f(pC)) \text{ 且} \\ & [U(0,1) < \exp(f(pC) - f(c_2))] \\ pC = pC, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

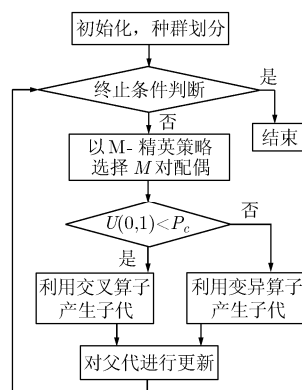


图 1 MEA 的算法流程图

其中  $U(a, b)$  表示区间  $(a, b)$  内的一个均匀分布的随机数产生器。该更新方式实际上属于父代子代竞争的方式。徐宗本等<sup>[12]</sup>运用鞅收敛定理证明: 允许父代种群参与竞争型遗传算法能以概率 1 确保在有限步内达到全局最优解, 且收敛与种群规模无关。该证明为本文算法的收敛性提供了可靠的理论依据。

### 3 基于 MEA 算法的 V-BLAST 检测

#### 3.1 V-BLAST 系统模型

考虑一个具有  $T$  个发射天线,  $R$  个接收天线的基带 V-BLAST 系统。在平坦的准静态瑞利衰落信道下, 即信道的时变在发送一帧信号的时间内忽略不计, 则接收端接收到信号的等效基带形式可以表示为

$$\mathbf{r} = \mathbf{H}\mathbf{s} + \mathbf{n} \quad (3)$$

式(3)中,  $\mathbf{s}$  为  $T \times 1$  维的发送数据信号;  $\mathbf{r}$  为相应的  $R \times 1$  维接收信号;  $\mathbf{H} = (h_{ij})_{R \times T}$  为信道转移矩阵, 其中  $h_{ij}, i = 1, 2, \dots, R, j = 1, 2, \dots, T$  为复矩阵元素, 表示第  $j$  根发射天线到第  $i$  根接收天线的信道转移特性, 在散射非常丰富的传播环境中,  $h_{ij}$  可以认为服从相互独立的复高斯分布;  $\mathbf{n}$  为加性高斯白噪声矢量, 满足  $E(\mathbf{n}\mathbf{n}^H) = N_0\mathbf{I}$ ,  $\mathbf{I}$  为单位矩阵。假设  $\mathbf{H}$  可以精确估计。

#### 3.2 最大似然(ML)检测算法

ML 检测算法就是对发送信号  $\mathbf{s}$  所有可能的解进行遍历搜索, 使估计信号满足

$$\hat{\mathbf{s}} = \arg \min_{\mathbf{s}_j} (\|\mathbf{r} - \mathbf{H}\mathbf{s}_j\|^2) \quad (4)$$

#### 3.3 基于 MEA 算法的 V-BLAST 检测流程

首先定义一个发射天线数为  $T$ , 接收天线数为  $R$ , 采用 BPSK 调制, 传输数据帧长为  $L$  的 V-BLAST 系统。每一数据突发所发送的比特矩阵的维数为  $T \times L$ , 定义该矩阵为  $\mathbf{B} = \{[b_1^{(1)}, b_1^{(2)}, \dots, b_1^{(L)}]; \dots; [b_T^{(1)}, b_T^{(2)}, \dots, b_T^{(L)}]\}$ ,  $b_i^{(l)} \in \{-1, 1\}$ , 因此每一时刻发射天线所发送的数据的解空间的维数为  $2^T$ 。将该 V-BLAST 系统的信号检测问题抽象为以矩阵  $\mathbf{B}$  的各列向量  $\mathbf{b}$  为变量的组合优化问题 ( $\mathbf{P}$ ):  $\max\{f(\mathbf{b}): \mathbf{b} \in K\}$ 。集合  $K$  称为染色体空间,  $f$  称为适应度函数。染色体  $\mathbf{b}$  的长度为  $T$ 。因为我们的目的是获得与 ML 算法相近的检测性能, 因此将式(4)转换为最大化问题来定义算法的适应度函数, 具体定义如下:

$$f(\mathbf{b}) = \frac{1}{1 + \|\mathbf{r} - \mathbf{H}\mathbf{b}\|^2} \quad (5)$$

其中, 若  $\mathbf{b}$  为发送信号矩阵的第  $i$  列,  $i = 1, 2, \dots, L$ , 则  $\mathbf{r}$  为接收信号矩阵 ( $R \times L$  维) 的第  $i$  列,  $\mathbf{H}$  为信道转移矩阵 ( $R \times T$  维)。

基于 MEA 算法的 V-BLAST 检测流程如下:

步骤 1 接收端接收列信号  $\mathbf{r} = \mathbf{H}\mathbf{s} + \mathbf{n}$ ;

步骤 2 设定检测终止条件, 给定运行参数, 随机产生初始种群, 利用适应度函数  $f(\mathbf{b}) = 1/(1 + \|\mathbf{r} - \mathbf{H}\mathbf{b}\|^2)$  计算种群适应度, 其中  $\mathbf{b}$  作为种群中的一个个体, 是发射列信号的一种排列组合;

步骤 3 根据种群适应度对初始种群排序, 并将整个种群划分为精英种群及普通种群;

步骤 4 根据设定的终止条件确定检测信号输出, 如果满足终止条件则结束对当前列信号的检测, 并将当前种群中适应度最大的个体  $\hat{\mathbf{b}}$  ( $T \times 1$  维) 作为检测信号输出, 执行步骤 6, 否则执行步骤 5;

步骤 5 依次从精英种群中选出一个个体, 并为其在普通种群中随机选择一个配偶, 作为两个父代个体, 利用交叉算子或变异算子产生父代个体的两个子代个体, 形成发射列信号的两种新的排列组合, 并计算其适应度; 依次利用两个子代个体对两个父代个体进行更新操作, 返回步骤 4;

步骤 6 如果没有其他信号等待检测则结束检测, 否则返回步骤 1 继续对下一列接收信号进行检测。

#### 3.4 算法复杂度分析

任何检测器的计算复杂度能用解调每比特传送信息所需的运算次数来衡量。V-BLAST 系统的 ML 算法是一个具有  $NP$  复杂度的组合优化问题, 由于需要遍历发射序列的解空间, 其计算复杂度为  $O(P^T)$  ( $P$  为调制阶数,  $T$  为发射天线数目)。在 BPSK 调制方式下, 其计算复杂度为  $O(2^T)$ , 运算量随着天线数目的增加呈指数增长。OSIC 算法虽然较 ML 有显著的下降, 但由于要多次求伪逆, 该算法的总的复杂度还是很高的, 约为  $O(T^4)$ 。

设本文的 MEA 算法的种群规模为  $N$ , 最大迭代代数  $G$ , 则检测每一信息比特的计算复杂度为  $O(NG)$ 。 $N$  和  $G$  的取值与发射天线数目  $T$  的大小有很大关系, 搜索空间越大, 要获得好的检测效果,  $N$  和  $G$  就应该越大, 当调制阶数  $P$  一定时, 通常取  $N = aT$ ,  $G = bT$ , 其中  $a$  和  $b$  是常数。由此可知, 用于 V-BLAST 检测的 MEA 算法的计算复杂度为  $O(T^2)$ 。后文中关于 MEA 算法及 ML 算法运行时间比较的实验将进一步验证以上的推导结论。

### 4 仿真实验

本文的实验均在相同的仿真环境下进行, 具体如下: CPU, Intel(R) Core(TM)2 CPU 6300, 1.86 GHz; 内存, 1.97 GB; 操作系统, Windows XP Home Edition; 开发工具, Matlab 6.1。

#### 4.1 实验1 MEA与佳点集遗传算法(GGA)<sup>[1]</sup>关于背包问题的性能比较

为验证 MEA 算法求解组合优化问题的有效性, 首先仿真一个典型的背包问题, 背包数据参见文献[1]。MEA 的交叉概率  $P_c$  为 0.6, 变异概率  $P_m$  为  $(1 - P_c)n_m / Lc = 0.056$ , 其中  $n_m = 7$ ,  $Lc = 50$  为染色体长度。对比算法的结果来自文献[1]。为了便于进行比较, 使 MEA 的独立运行次数、最大迭代次数及种群规模与文献[1]保持一致, 具体设置及实验结果如表 1 所示。

表 1 中 ‘/’ 表示无必要统计该项, ‘\’ 表示对比文献未给出该项数据。在 GGA 算法中, 每次交叉时, 要利用佳点集的方法产生 10 个新个体, 然后取其中适应度最大者作为交叉后的子代, 故 GGA 的实际种群规模要远远大于 100, 此外由于 GGA 的其他操作与标准遗传算法基本一致, 因而可以估计, 对于每代中的运算次数, GGA 应大于 MEA。从表 1 可以看到, 最大迭代到 50 代终止时, GGA 在 1000 次实验中均未达到理论最优, 而 MEA 则有 34 次达到理论最优; 最大迭代到 70 代终止时, MEA 有 102 次达到理论最优; 最大迭代 500 代终止时, MEA 在 1000 次实验中均可达到最优, 达到理论最优的平均代数为 117 代, 因而无论在收敛速度, 还是稳定性上, MEA 都要优于 GGA。GGA 单纯地对遗传算子进行改进, 确实可以在一定程度上提高算法性能, 但改进的程度依然比较有限。MEA 对遗传算法的相关机制进行改进, 而对遗传算子未做大的变动, 与 GGA 相比, MEA 算法简单且效果更好。

#### 4.2 MEA-VBLAST仿真

文献[8]验证了在各种常用的次优检测器中, 当发射天线数量等于接收天线数量, 即  $T = R$  时, MMSE-OSIC 最好, 当  $T < R$  时, Golden 检测器<sup>[10]</sup>最好。因而以下实验选用以上两种次优检测器以及 ML 检测器进行对比, 所对比的进化算法类检测器有基于标准遗传算法的检测器(GA-VBLAST)以及基于克隆选择算法的检测器(CA-VBLAST)<sup>[8]</sup>。以下所有实验结果都是 10 次独立运行的平均结果。

仿真系统参数设置: BPSK 调制, 信道为平坦的准静态瑞利衰落信道, 噪声是均值为 0, 独立同分布的加性高斯白噪声(AWGN), 假设信道估计是精确的。考虑到 ML 检测器的复杂度, 设帧长 50, 发送帧数 100。为有效验证当搜索空间较大时 MEA 的性能, 就收发天线数分别为  $8 \times 8$ ,  $10 \times 10$ ,  $12 \times 12$  几种情况时, 仿真了各检测器的误码率性能。以下各实验均将最大迭代代数  $G$  作为 GA, CA 及 MEA 检测算法的终止标准。

**4.2.1 实验2  $8 \times 8$ V-BLAST** 设收发天线数目均为 8 个。最大迭代代数  $G$  均设为 25 代。MEA 和 GA 的种群规模  $N$  取 20, MEA 的  $M = [(N - Z)/2]$ , 其中  $Z = 2$ , 交叉概率  $P_c$  取 0.6, 变异位数  $n_m$  取 1, 即 GA 的变异概率为  $1/T$ , MEA 的变异概率为  $(1 - 0.6) \times 1/T$ 。CA 的抗体种群规模为 4, 克隆规模为 4(各实验中, 该参数保持不变), 故其等效的种群规模也为 20, 克隆死亡概率为 50%, 克隆变异概率也取为  $1/T$ 。误码率结果如图 2 所示。

**4.2.2 实验3  $10 \times 10$ V-BLAST** 设收发天线数目均为 10 个。最大迭代代数  $G$  均增加到 50 代。其余参数保持不变。误码率结果如图 3 所示。

#### 4.2.3 实验4 及实验5 $12 \times 12$ V-BLAST

**实验4** 设收发天线数目均为 12 个。所有参数均和 4.2.2 节的设置一样, 误码率结果如图 4 所示。

**实验5** 在收发天线数仍为 12 的情况下, 将 MEA 及 GA 的种群规模  $N$  增大到 40, CA 的等效种群规模也调整为 40, 其他参数设置与仍保持不变, 结果如图 5 所示。

图 2 至图 5 的结果显示, 基于 MEA 的检测器性能大大优于两类经典的次优算法检测器, 同样也优于基于 GA 和 CA 算法的检测器, 能最好地逼近 ML 检测器的误码率性能; 当搜索空间扩大时, 通过适当增加种群规模和迭代次数可以使 MEA 较好地逼近 ML 的检测性能, 而 MEA 相应的运算量的增加, 与 ML 算法运算量的增加幅度相比是很小的。

#### 4.3 实验6 MEA与ML检测时间的比较

设定收发天线数目相等。比较当发射天线数目

表 1 MEA 与 GGA 求解背包问题的对比结果

算法	独立运行次数	迭代终止代数	种群规模	达到理论最优的次数	达到理论最优时的平均代数	平均最优结果 (价值/重量)	多次实验中的最优结果
MEA	1000	500	100	1000	117	3103/1000	3103/1000
MEA	1000	50	100	34	/	3084/997	3103/1000
MEA	1000	70	100	102	/	3094/997	3103/1000
GGA	1000	50	100	0	\	\	3099/999
GGA	1000	70	100	\	\	\	3103/1000

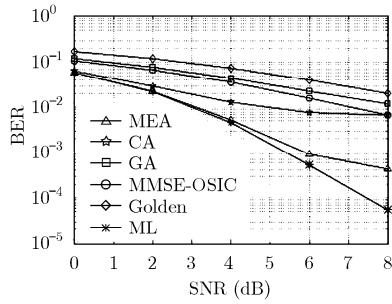


图 2 8×8 V-BLAST(N=20,G=25)

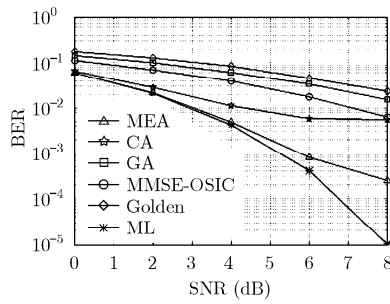


图 3 10×10 V-BLAST (N=20,G=50)

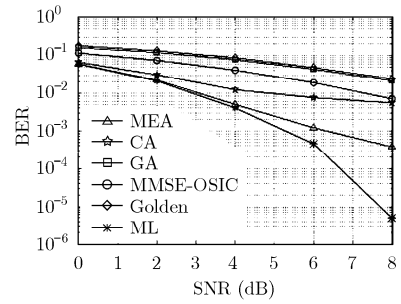


图 4 12×12 V-BLAST (N=20,G=50)

$T$  以步长 2 从 2 增加至 18 时, 使用 MEA 及 ML 检测数据帧长为 1 的数据所需的时间, 考虑到 ML 的复杂度, 当  $T = 18$  时, 进行了 10 次仿真, 其余情况均进行了 1000 次仿真。MEA 算法根据天线数目  $T$  的不同, 选择了适当的种群规模  $N$  和最大迭代次数  $G$ , 以使 MEA 能够逼近 ML 的误码率性能。实验结果如表 2 所示。

为直观显示两种算法随发射天线数目增加而变化的趋势, 图 6 绘出了 MEA 和 ML 的运行时间随发射天线  $T$  变化的曲线。为了与理论算法复杂度的变化趋势进行对比, 设  $f_1(T) = T^2 / 1000$ ,  $f_2(T) = 2^T / 1000$ , 图 6 也绘出了  $f_1(T)$ ,  $f_2(T)$  的曲线。

由图 6 可以看出, MEA 及 ML 的运行时间随发射天线数目增加的变化趋势, 与理论推导结论的变

化趋势基本一致, 即 MEA 的算法复杂度约为  $O(T^2)$ , ML 的算法复杂度约为  $O(2^T)$ 。此外由实验结果可以看到, 对于 BPSK 调制, 在发射天线数目少于 8 即搜索空间较小时, MEA 算法在运行时间上并没有什么优势, 甚至要略高于 ML, 这是因为进化类算法除了要评价个体的适应度外, 还要有选择、交叉、变异等一些额外的操作, 会额外耗费一些时间, 因而在搜索空间较小时, 实际运行时间上反而会不如遍历搜索法。但当发射天线数目大于 8 后, ML 的运行时间急剧增加, 以至于无法使用, 而 MEA 算法的运行时间则增加得非常缓慢, 搜索空间越大, MEA 比 ML 在运行时间上就更有优势。若采用高阶调制, 这种搜索空间的膨胀会更加剧烈, 因而在多

表 2 MEA 与 ML 检测时间的比较

算法	MEA 参数		MEA		ML	
	天线数目 $T$	种群规模 $N$	最大迭代次数 $G$	运行时间 Time1(s)	误码率 BER1	运行时间 Time2(s)
2	5	10	3.9e-03	5.0e-03	7.5e-04	4.5e-03
4	10	10	7.3e-03	9.0e-03	3.0e-03	7.3e-03
6	10	25	1.8e-02	8.7e-03	1.2e-02	5.8e-03
8	20	25	4.1e-02	4.6e-03	4.7e-02	4.4e-03
10	20	50	8.3e-02	5.3e-03	1.9e-01	4.9e-03
12	40	50	1.6e-01	4.1e-03	9.0e-01	4.1e-03
14	40	50	1.7e-01	5.8e-03	3.9e-00	5.6e-03
16	40	100	3.4e-01	4.9e-03	2.9e+01	4.9e-03
18	80	100	7.2e-01	0	8.6e+02	0

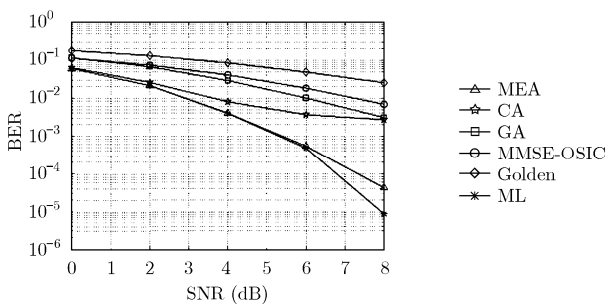


图 5 12×12 V-BLAST(N=40,G=50)

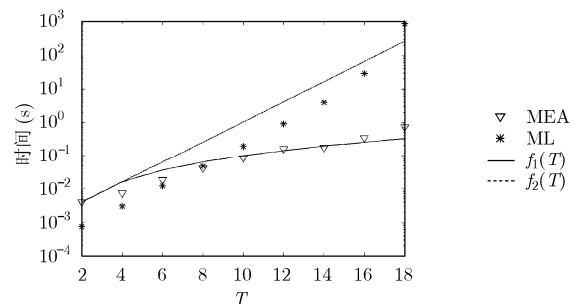


图 6 MEA 与 ML 的检测时间的比较

发多收的 MIMO 系统中, MEA 作为一种复杂度较低的算法, 能够以较低的代价来逼近 ML 算法的性能, 取得较好的检测结果, 具有一定的应用潜力。

## 5 结论

针对通信系统的实时性特点, 本文提出了一种性能优良的低复杂度进化算法, 即 M-精英进化算法(MEA)并用于 V-BLAST 系统的信号检测, 取得了较好的效果, 能够比其他几种对比方法更好地逼近最大似然算法。对 50 个物品的背包问题的仿真实验表明 MEA 可以较好地解决组合优化问题, 因而可以推广到其他组合优化类问题的应用中, 比如 CDMA 系统中的多用户检测问题。由于要用于通信系统, 本文更强调算法的低复杂度, 因而使用了最简单的初始化模式以及最常用的交叉和变异算子, 当应用于其它对实时性要求较低的场合时, 可以进一步改进以上几个方面从而进一步提高算法的性能。当问题规模发生变化时, 为达到最理想的效果, MEA 的主要参数交叉概率  $P_c$  和变异位数  $n_m$  需要进行调整, 关于算法参数与种群规模之间的关系, 还有待进一步探讨。

## 参考文献

- [1] 张铃, 张钊. 佳点集遗传算法[J]. 计算机学报, 2001, 24(9): 917-922.  
Zhang Ling and Zhang Bo. Good point set based genetic algorithm[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2001, 24(9): 917-922.
- [2] 缙水平, 焦李成, 田小林. 基于免疫克隆聚类协同神经网络的图像识别[J]. 电子与信息学报, 2008, 30(2): 263-266.  
Gou Shui-ping, Jiao Li-cheng, and Tian Xiao-lin. Image recognition using synergetic neural networks based on immune clonal clustering[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2008, 30(2): 263-266.
- [3] 李阳阳, 焦李成. 求解 SAT 问题的量子免疫克隆算法[J]. 计算机学报, 2007, 30(2): 176-183.  
Li Yang-yang and Jiao Li-cheng. Quantum-inspired immune clonal algorithm for SAT problem[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2007, 30(2): 176-183.
- [4] Soo K K, Siu Y M, Chan W S, Yang L, and Chen R S. Particle-swarm-optimization-based multiuser detector for CDMA communications[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2007, 56(5): 3006-3013.
- [5] Sharmin M and Tellambura C. Multiuser detection in DS-CDMA using hybrid evolutionary strategy[C]. *IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering*, Canada, 2008: 605-608.
- [6] Juang Jih-gau, Huang Ming-te, and Liu Wen-kai. PID Control using presearched genetic algorithms for a MIMO system[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part C: Applications and Reviews*, 2008, 38(5): 716-727.
- [7] 焦李成, 慕彩红, 王伶. 通信中的智能信号处理[M]. 北京: 电子工业出版社, 2006: 209-275.  
Jiao Li-cheng, Mu Cai-hong, and Wang Ling. *Intelligent signal processing for communications*[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2006: 209-275.
- [8] Mu Cai-hong and Zhu Ming-ming. Clonal selection detection algorithm for the V-BLAST system[C]. *Proc. of ICNC 2006*, Xi'an, 2006, LNCS 4222: 402-411.
- [9] Adjoudani A, Beck E C, and 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.
- [10] Golden G D, Foschini C J, Valenzuela R A, and Wolniansky P W. Detection algorithm and initial laboratory results using V-BLAST space-time communication architecture[J]. *Electronics Letters*, 1999, 35(1): 14-16.
- [11] Ahn Chang wook and Ramakrishna R S. Elitism-based compact genetic algorithms[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2003, 7(4): 367-385.
- [12] 徐宗本, 聂赞坎, 张文修. 父代种群参与竞争遗传算法几乎必然收敛[J]. 应用数学学报, 2002, 25(1): 167-175.  
Xu Zong-ben, Nie Zan-kan, and Zhang Wen-xiu. Almost sure strong convergence of a class of genetic algorithms with parent-offsprings competition[J]. *Acta Mathematicae Applicatae Sinica*, 2002, 25(1): 167-175.

慕彩红: 女, 1978年生, 讲师, 博士生, 研究方向为进化计算、通信信号处理。

焦李成: 男, 1959年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为智能信息处理、非线性理论。

刘逸: 男, 1976年生, 讲师, 博士生, 研究方向为进化计算、通信信号处理。