

文章编号: 1001-0920(2005)02-0161-04

## 基于欧氏距离和精英交叉的免疫算法研究

郑日荣<sup>1</sup>, 毛宗源<sup>1</sup>, 罗欣贤<sup>2</sup>

(1. 华南理工大学 自动化科学与工程学院, 广东 广州 510640; 2. 华南理工大学 工商管理学院, 广东 广州 510640)

**摘 要:** 针对免疫算法(AIA)的运行速度和收敛速度慢的缺点, 提出一种精英交叉策略, 并将精英交叉策略与基于欧氏距离的免疫算法相结合, 得到一种基于欧氏距离和精英交叉的免疫算法(DKBAIA)。提出了抗体相似矩阵的概念和一种改进的措施, 对DKBAIA进行改进, 从而得到改进的DKBAIA算法(MDKBAIA)。仿真结果表明, 精英交叉策略对免疫算法的收敛性能有显著的改善; MDKBAIA的运行速度也得到极大的提高, 已接近GA的运行速度

**关键词:** 精英交叉; 欧氏距离; 人工免疫算法

**中图分类号:** TP18 **文献标识码:** A

## Artificial immune algorithm based on euclidean distance and king-crossover

ZHENG Rirong<sup>1</sup>, MAO Zongyuan<sup>1</sup>, LUO Xin-xian<sup>2</sup>

(1. College of Automation Science and Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China; 2. School of Business Administration, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China  
Correspondent: ZHENG Rirong, E-mail: lctzrr@163.com)

**Abstract:** To the drawback that artificial immune algorithm (AIA) usually runs slowly and its convergent speed is also slower than genetic algorithm (GA), a king-crossover strategy is proposed. Combining the king-crossover strategy with Euclidean distance based AIA, a novel AIA based on Euclidean distance and king crossover strategy (DKBAIA) is derived. The concept of similar antibody matrix and an improving measure are proposed to improve the DKBAIA, thus the improved DKBAIA (MDKBAIA) is obtained. Simulation results show that the convergence performance of MDKBAIA is improved greatly, its running speed is also enhanced greatly, which is nearly close to the speed of GA.

**Key words:** king-crossover; euclidean distance; artificial immune algorithm

### 1 引 言

人工免疫算法(AIA)引入了生物免疫系统的抗体浓度调节机制, 有效地增强了算法的多样性保持能力, 较好地克服了遗传算法(GA)易陷入局部最优的缺点<sup>[1,2]</sup>。但AIA的缺点也很突出, 即其运行速度极慢, 在优化Rosenbrock函数时, 其运行速度只有GA的1/200; 收敛速度也比GA慢很多<sup>[3]</sup>。目前, 还很少见到致力于改善AIA收敛性能和运行速度的研究报道

交叉算子通过对模式进行交换和重组, 生成高阶、长距的优良模式, 但随着优良模式阶的增加, 特别是当优良模式与劣质模式交叉时, 优良模式被破坏的概率大大增加<sup>[4]</sup>。相反, 若优良模式与更优的模式交叉, 则产生比优良模式更好的模式的概率较高。基于此, 本文提出一种精英交叉策略。在精英交叉策略中, 精英个体(即进化群体中适应值最高的个体)拥有更多的交叉机会, 有利于把精英个体的优良模式遗传给下一代群体, 从而促进群体收敛

收稿日期: 2004-04-12; 修回日期: 2004-08-11

基金项目: 广州市科技局工业攻关项目(20033-D0091)。

作者简介: 郑日荣(1964—), 男, 广西博白人, 博士生, 从事计算机控制、人工免疫系统研究; 毛宗源(1936—), 男, 浙江江山人, 教授, 博士生导师, 从事人工智能与智能控制、模糊控制等研究

另一方面, 抗体相似具有对称性, 即若抗体  $v_i$  与抗体  $v_j$  相似, 则  $v_j$  必与  $v_i$  相似. 利用这一性质可减少抗体浓度计算量, 为此引入抗体相似矩阵的概念. 本文将精英交叉策略、抗体相似矩阵与基于欧氏距离的免疫算法 (DBA IA) 相结合, 并存储每一进化世代中目标函数的变量值以减少译码计算量, 得到改进的基于欧氏距离和精英交叉的免疫算法 (MDKBA IA). 仿真结果表明, MDKBA IA 的收敛性能和运行速度得到大幅度改善和提高, 其运行速度已接近 GA 的运行速度.

## 2 精英交叉策略和基于欧氏距离的免疫算法

### 2.1 精英交叉策略

精英交叉的工作原理如下: 在免疫算法或遗传算法的实现中, 给定一个精英交叉概率  $P_{ke}$ , 对于第  $t$  代群体  $P(t)$  中的每个个体  $a_i(t)$ , 产生一个  $[0, 1]$  之间的随机数  $R$ , 若  $R$  小于精英交叉概率  $P_{ke}$ , 则  $a_i(t)$  被选中并与保存的当前代精英个体  $e(t)$  进行交叉. 精英交叉的方法是: 把  $a_i(t)$  和  $e(t)$  放到一个小的交配池中, 根据选定的交叉策略 (单点、两点、多点和一致交叉等) 对  $a_i(t)$  和  $e(t)$  进行交叉操作, 得到一对子代个体  $a_i(t)$  和  $e(t)$ . 然后用  $a_i(t)$  替代群体中的  $a_i(t)$ , 而  $e(t)$  则丢弃不用. 精英交叉算子与传统的交叉算子的区别有两点: 在精英交叉中, 发生交叉的两个父体来源与传统交叉不同; 在进行精英交叉之后, 仅  $a_i(t)$  发生了改变, 而保存的精英个体  $e(t)$  及群体中的精英个体  $e(t)$  均保持不变. 交叉方式与传统的交叉相同, 有一点交叉、多点交叉和一致交叉等.

交叉的本质是模式的交换与重组<sup>[4]</sup>. 通过精英交叉, 群体继承了精英个体的优良模式, 并且精英交叉不会破坏群体中的优良模式. 可见, 精英交叉比传统的交叉操作具有更大的优越性. 因为精英交叉几乎总是能增加群体中的优良模式, 而传统的交叉操作可能增加也可能破坏群体中的优良模式.

### 2.2 基于欧氏距离的免疫算法

为了克服基于信息熵计算亲合度 (相似) 和浓度的方法存在的缺陷, 文献[2] 给出一种基于抗体间欧氏距离以及适应度计算抗体亲合 (相似) 度和浓度的方法, 见如下定义:

**定义 1** 在特定的抗体群中, 给定抗体  $v$ , 它与抗体群中任一抗体  $w$  的欧氏距离记为  $d(v, w)$ ; 抗体  $v$  和  $w$  的适应度分别记为  $ax_v$  和  $ax_w$ . 对应于所求解问题, 给定适当的常数  $r > 0, m > 0$ , 若有

$$d(v, w) < r, \quad (1)$$

$$\left| ax_v - ax_w \right| < m \quad (2)$$

成立, 则称抗体  $w$  与抗体  $v$  相似; 与抗体  $v$  相似的抗体 (包括  $v$ ) 的个数称为抗体  $v$  的浓度, 记为  $c_v$ .

参数  $m$  对算法性能有改善的作用, 但其影响不十分显著<sup>[2]</sup>. 为讨论方便, 本文暂不考虑参数  $m$ . 这时, 根据定义 1 构造的免疫算法称为 DBA IA<sup>[3]</sup>.

## 3 基于欧氏距离和精英交叉的免疫算法及其改进

### 3.1 基于欧氏距离和精英交叉的免疫算法

把 DBA IA 与精英交叉策略结合起来, 得到一种新的免疫算法, 即基于欧氏距离和精英交叉的人工免疫算法 (DKBA IA). 其算法步骤如下:

1) 产生初始群体;

计算个体适应值及浓度;

根据适应值及浓度进行选择;

2) 循环:

对群体实施交叉操作;

对群体实施精英交叉操作;

对群体实施变异操作;

计算个体适应值及浓度;

根据适应值及浓度进行选择;

3) 重复: 直到停机条件满足为止.

### 3.2 改进的基于欧氏距离和精英交叉的免疫算法

免疫算法包括基于信息熵的免疫算法和基于欧氏距离的免疫算法. 但它存在一个突出缺点, 即其运行速度很慢, 这将对其应用产生不利的影响. 下面从两个方面对 DKBA IA 进行改进, 以提高 DKBA IA 的运行速度:

1) 在算法的实现中, 计算适应值和抗体浓度之前, 对抗体进行译码并将得到的被优化函数的各个变量存储起来, 供算法在计算个体适应值和抗体浓度时重复使用. 采取这一改进措施后, 每个抗体在每一进化世代仅需 1 次译码, 是原来译码次数的  $1/(N+2)$ , 其中  $N$  为群体规模, 一般  $N \geq 30$ . 因而能极大减少算法地译码次数和运行时间, 提高算法的运行速度.

2) 利用抗体相似的对称性, 减少算法计算浓度时的计算量. 所谓抗体相似的对称性是指: 若抗体  $v_i$  与抗体  $v_j$  相似, 则抗体  $v_j$  与抗体  $v_i$  相似, 反之亦然. 为此, 引入抗体相似矩阵的概念.

抗体相似矩阵  $M_s$  为  $N \times N$  方阵,  $N$  为群体规模, 其元素表为  $a_{ij}$ . 若  $a_{ij} = 1$ , 则表示抗体  $v_i$  与抗体  $v_j$  相似, 记为  $v_i \cong v_j$ ; 若  $a_{ij} = 0$ , 则抗体  $v_i$  与抗体  $v_j$  不相似. 反之亦然.

显然,  $M_s$  表示群体中两两抗体之间的相似关系, 而  $M_s$  的第  $i$  行表示抗体  $v_i$  与群体中所有抗体的相似关系. 根据抗体相似矩阵的定义和定义 1 (为方

便计, 暂不考虑  $m$ ), 抗体  $v_i$  的浓度可由下式计算:

$$c_{v_i} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N a_{ij}, i = 1, 2, \dots, N. \quad (3)$$

群体中抗体浓度也可通过计算抗体相似矩阵  $M_s$  得到 研究和利用抗体相似矩阵的性质, 可减少计算  $M_s$  的计算量, 从而减少花费在计算抗体浓度方面的计算量, 提高了算法的运行速度 因为抗体的相似度是基于欧氏距离计算的, 故抗体相似阵有如下性质:

- 1) 若  $v_i \cong v_j$ , 必有  $v_j \cong v_i$ , 反之亦然;
- 2)  $a_{ji} = a_{ij}$ ;
- 3) 由于  $v_i \cong v_i$ , 总有  $a_{ii} = 1$ .

由此可见,  $M_s$  是对称方阵, 且对任何抗体群体必有  $a_{ii} = 1$ . 因此, 对于  $M_s$  的  $N^2$  个元素来说, 只需计算  $N(N - 1)/2$  个元素就可完成  $M_s$  的计算, 即可减少浓度的计算量, 从而提高算法的运行速度

经上述改进所得的算法称为 MDKBA IA; 把传统的基于信息熵的人工免疫算法称为 A IA.

## 4 实验研究及讨论

### 4.1 测试函数

采用不连续的  $F_{15}$  函数和 10 个自变量的  $F_8$  函数 (Rastrigin's function)<sup>[4]</sup> 作为测试函数, 通过寻找它们在定义域上的最大值, 比较相关算法的收敛性能和运行速度

不连续的  $F_{15}$  函数为

$$f(x, y) = \begin{cases} \left(\frac{a}{b + (x^2 + y^2)}\right)^2 + (x^2 + y^2)^2, & -5.12 \leq x \leq 0, -5.12 \leq y \leq 5.12; \\ 90 + \left(\frac{a}{b + (x^2 + y^2)}\right)^2 + (x^2 + y^2), & 0 \leq x \leq 5.12, -5.12 \leq y \leq 5.12 \end{cases} \quad (4)$$

其中:  $a = 3.0, b = 0.05$  这是一个非常强的 GA 欺骗问题, 它在  $(0, 0)$  处取得全局最大值  $f(0, 0) = 3.690$  令  $0. = \lim_{x \rightarrow 0} x$ , 则函数在点  $(0., 0)$  处为非常强的欺骗吸引子, 其取值可以接近 3.600

$F_8$  函数为

$$f(x) = 350 + \sum_{i=1}^{10} [10 \cos(2\pi x_i) - x_i^2], \quad x_i \in [-5.12, 5.12], i = 1, 2, \dots, 10 \quad (5)$$

它在点  $(0, 0, \dots, 0)$  处取得全局最大值为 450 这是一个高度多模态的函数, 巨大的搜索空间和数以百万计的局部最优值使得对其进行优化变得非常困难<sup>[5]</sup>.

### 4.2 MKDBA IA 与其他算法运行速度的比较

本节仿真的目的: 分别利用基于精英交叉的

精英保留遗传算法 (KEGA), A IA, DKBA IA, MDKBA IA, 寻找由式 (4) 和 (5) 给出的不连续的  $F_{15}$  函数和 10 个自变量的  $F_8$  函数在定义域上取得的最大值; 在相同适应值计算量的情况下, 比较 MDKBA IA 与 KEGA, A IA, KBA IA 的运行速度和搜索到的最好结果平均值

优化  $F_{15}$  函数时算法参数设定为: 群体规模  $N = 180$ , 染色体长度 Chrom length = 60 bits 其中:  $x = 30$  bits,  $y = 30$  bits,  $Tac_1 = 0.75$  (A IA 中抗体相似门阈值), 交叉概率  $p_c = 0.8$ , 精英交叉概率  $p_{kc} = 0.45$ , 传统交叉和精英交叉均采用两点交叉,  $r = 0.02$  最大进化世代为 MaxGen = 1000, 每种算法运行 300 次 变异概率采用如下适应性策略:

$$p_m = \begin{cases} p_{m1} = 0.12, \\ \text{个体适应值} < 0.95 * \text{精英个体适应值}; \\ p_{m2} = 0.02, \text{其他} \end{cases}$$

优化  $F_8$  函数时算法参数设定为:  $N = 180$ , Chrom length = 240 bits 其中:  $x_i = 24$  bits,  $i = 1, 2, \dots, 10$ ,  $Tac_1 = 0.8$ ,  $r = 0.002$ ,  $p_c = 0.8$ ,  $p_{kc} = 0.5$ , 精英交叉采用多点交叉, 交叉点数目等于参数个数 MaxGen = 4000, 每种算法运行 30 次 变异概率采用如下的适应性策略:

$$p_m = \begin{cases} p_{m1} = 0.05, \\ \text{个体适应值} < 0.95 * \text{精英个体适应值}; \\ p_{m2} = 0.002, \text{其他} \end{cases}$$

表 1 优化  $F_{15}$  和  $F_8$  函数时, MDKBA IA 与其他几种算法的运行速度比较

函数	算 法	运行时间	最好目标函数值平均值
F15	KEGA	353	3.625 200 000
	A IA	11 925	3.681 600 000
	DKBA IA	8 213	3.689 099 999
	MDKBA IA	870	3.688 799 999
F8	KEGA	626	449.709 632
	A IA	31 332	441.915 806
	DKBA IA	3 441	447.740 688
	MDKBA IA	840	449.276 990

仿真结果如表 1 所示 由表 1 可知, 对于  $F_{15}$  函数优化问题, MDKBA IA 的运行速度是 DKBA IA 的 9.4 倍, 而它们搜索到的最好结果十分相近; MDKBA IA 的运行速度是 A IA 的 13.7 倍, 而搜索到的最好结果比 A IA 要好些; MDKBA IA 的运行速度是 KEGA 的 0.4 倍, 而搜索到的最好结果比 KEGA 要好得多, 这主要是因为 KEGA 陷入局部最优的次数较多.

对于  $F_8$  函数的优化问题, MDKBA IA 的运行速度约是 DKBA IA 的 4 倍, 而最优解搜索性能的改善效果也很显著; MDKBA IA 的运行速度是 A IA 的

37.3倍,而搜索到的最好目标函数值的平均值比AIA要好很多;MDKBAIA的运行速度是KEGA的0.74倍。值得注意的是,对于F8函数优化问题,在上述4种算法中,最优解搜索性能最好的是KEGA,MDKBAIA次之。

综合上述仿真实验结果,一个显著的特点是:经过系统的改进后,MDKBAIA的运行速度有了极大的提高,而且随着染色体长度变长和搜索空间扩大,MDKBAIA的运行速度接近于KEGA的运行速度,同时MDKBAIA的收敛性能也保持在令人满意的水平。

### 4.3 精英交叉策略对免疫算法性能的影响

本节的仿真目的是:利用AIA,DBAIA,MDBAIA和KAIA(即基于精英交叉的AIA),DKBAIA,MDKBAIA等算法寻找由式(4)和(5)给出的不连续的F15函数和10个自变量的F8函数在定义域上取得的最大值,比较精英交叉策略对各种免疫算法性能的影响。

对不连续的F15函数进行优化时,除 $r=0.01$ , $Tac1=0.8$ 外,采用与4.2节相同的参数,MaxGen设定为5000。当搜索到的最好目标函数值大于或等于3.689.999.9,或进化世代超过5000时,算法停止运行。若在5000个进化世代内,算法搜索到的最好目标函数值小于3.689.999.9,则认为算法不收敛。

在本实验中,所有的算法在5000个进化世代内均收敛。仿真结果如表2所示。

对F8函数进行优化时,采用与4.2节相同的参数。每种算法独立运行30次,MaxGen设为10000;当搜索到的最好目标函数值大于或等于449.999.9或进化世代超过10000时,算法停止运行。若在10000个进化世代内,算法搜索到的最好目标函数值小于3.689.999.9,则认为算法不收敛。仿真结果如表3所示。

由表2可见,精英交叉策略对免疫算法性能有极大的改善。其中对MDBAIA性能改善最显著,MDKBAIA的运行时间、平均收敛代数、标准方差分别只有MDBAIA的23.3%,22.7%,22.4%。对基于信息熵的免疫算法AIA的改善程度稍小,但KAIA的运行时间、平均收敛代数、标准方差分别只有AIA的28.9%,30.5%,17.7%。

由表3可见,在本实验对F8函数的进行优化时,不采用精英交叉策略免疫算法的AIA,DBAIA和MDBAIA均不收敛;采用精英交叉策略免疫算法中,KAIA的收敛性能最好,算法的30次运行均收敛,且平均收敛代数最小;MDKBAIA的收敛性能次之,有26次收敛。但在运行速度方面,MDKBAIA比KAIA快19倍。

表2 改进的免疫算法与其他算法的性能比较

算 法	*			**			***		
	AIA	DBAIA	MDBAIA	KAIA	DKBAIA	MDKBAIA	KAIA	DKBAIA	MDKBAIA
运行次数	100	200	200	100	200	200	—	—	—
运行时间	3.206	5.977	462	926	1.595	108	28.9%	26.7%	23.3%
平均收敛代数	500.990	945.075	800.970	152.700	253.455	181.555	30.5%	26.8%	22.7%
标准方差	3.559.275	11.097.107	11.993.109	628.225	3.226.839	2.690.188	17.7%	29.1%	22.4%

注: \* 为不采用精英交叉策略; \*\* 为采用精英交叉策略; \*\*\* 为(采用精英交叉策略/不采用精英交叉策略) × 100%

表3 改进的免疫算法与其他算法的性能比较

算 法	*			**			***		
	AIA	DBAIA	MDBAIA	KAIA	DKBAIA	MDKBAIA	KAIA	DKBAIA	MDKBAIA
运行次数	30	30	30	30	30	30	—	—	—
收敛次数	0	0	0	30	11	26	—	—	—
运行时间	78.431	8.753	2.057	23.278	7.335	1.206	29.67%	83.79%	58.62%
平均收敛代数	—	—	—	3.709.03	6.729.18	5.019.07	—	—	—
标准方差	—	—	—	6.951.15	4.698.97	9.809.35	—	—	—
搜索到最好目标函数值平均值	445.406	439.585	444.340	449.999	449.179	449.906	—	—	—

注: \* 为不采用精英交叉策略; \*\* 为采用精英交叉策略; \*\*\* 为(采用精英交叉策略/不采用精英交叉策略) × 100%

(下转第169页)

- (7): 44-49  
 (Mu Y P, Tang X W, Ma Y K. Study on the transfer pricing of intermediate product existing external monopoly markets [J]. *Systems Engineering—Theory and Practice*, 2003, 23(7): 44-49.)
- [6] 慕银平, 唐小我, 马永开. 信息不对称条件下的企业集团转移定价研究[J]. *中国管理科学*, 2003, 11(6): 14-19  
 (Mu Y P, Tang X W, Ma Y K. Study on the transfer pricing of firm under asymmetric information [J]. *Chinese J of Management Science*, 2003, 11(6): 14-19.)
- [7] Arrow K. Control in large organizations [J]. *Management Science*, 1964, 10(3): 397-408
- [8] Samuels J. Opportunity costing: An application of mathematical programming [J]. *J of Accounting Research*, 1965, 3(2): 182-191
- [9] Benke R L Jr, Edwards J D. *Transfer Pricing: Techniques and Uses* [M]. New York: National Association of Accountants, 1980
- [10] Harris M, Kriebel C, Raviv A. Asymmetric information, incentives and intrafirm resource allocation [J]. *Management Science*, 1982, 28(6): 604-620
- [11] Amershi Amin H, Peter Cheng. Intrafirm resource allocation: The economics of transfer pricing and cost allocations in accounting [J]. *Contemporary Accounting Research*, 1990, 7(5): 61-99
- [12] Vaysnan Igor. A model of cost-based transfer pricing [J]. *Review of Accounting Studies*, 1996, 1(1): 73-108
- [13] Yeom Sungsoo, Balachandan K R, Reonen J. The role of transfer price for coordination and control within a firm [J]. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 2000, 14(9): 161-192
- [14] Alles M, Datar S. Strategic transfer pricing [J]. *Management Science*, 1998, 44(4): 451-461
- [15] Gox R F. Strategic transfer pricing, absorption costing and vertical integration [J]. *Management Accounting Research*, 2000, 11(3): 327-348
- [16] Bulow J L, Geanakoplos J D, Klemperer P D. Multimarket oligopoly: Strategic substitutes and complements [J]. *J of Political Economy*, 1985, 93(3): 488-511

(上接第 164 页)

免疫算法通过降低某一区域内抗体浓度的方式来增加群体的多样性, 防止算法陷入局部最优。其代价是牺牲算法的一部分收敛性能, 这在优化问题规模不大、搜索空间较小的情况下, 对算法的收敛性能影响不甚显著, 如表 2 所示; 而在优化问题规模搜索空间较大时, 对算法的收敛性能影响就非常显著, 如上面对  $F8$  的优化问题。在不采用精英交叉策略时, AIA, DBAIA 和 MDBAIA 在给定的进化代数内均不收敛; 而采用精英交叉策略时, 这 3 种免疫算法的收敛性能有了很大的改善。这充分说明了精英交叉策略对免疫算法的收敛性能有重要作用。

## 5 结 论

本文利用精英交叉策略和抗体相似矩阵的概念, 存储每一进化世代中目标函数的变量值以减少译码工作量, 并对 DBAIA 进行改进, 得到 MDKBAIA。仿真结果表明, 精英交叉对基于信息熵和基于欧氏距离的免疫算法的性能均有很大改善; MDKBAIA 在保持良好的收敛性能的同时, 运行速度比 DKBAIA 有极大的提高, 已接近遗传算法的运行速度。

本文给出的只是关于精英交叉策略和

MDKBAIA 的初步结果, 但这些结果是令人鼓舞的。关于精英交叉策略和 MDKBAIA 运行机理, MDKBAIA 的适应性, 算法的微观参数 (如  $r$ ) 的选取等, 是值得进一步研究的课题。

## 参考文献 (References)

- [1] Toyoo Fukuda, Kazuyuki Mori, Makoto Tsukiyama. Parallel search for multimodal function optimization with diversity and learning of immune algorithm [A]. *Artificial Immune Systems and Their Applications* [C]. Springer, 1998: 210-220
- [2] 郑日荣, 毛宗源, 罗欣贤. 改进人工免疫算法的分析研究 [J]. *计算机工程与应用*, 2003, 39(34): 35-37.  
 (Zheng R R, Mao Z Y, Luo X X. Analysis of the improved artificial immune algorithm [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2003, 39(34): 35-37.)
- [3] 郑日荣. 基于欧氏距离和精英交叉的免疫算法研究 [D]. 广州: 华南理工大学, 2004
- [4] 李敏强, 寇纪淞, 林丹, 等. *遗传算法的基本理论与应用* [M]. 北京: 科学出版社, 2002
- [5] Digalakis J G, Margaritis K G. An experimental study of benchmarking functions for Genetic Algorithms [A]. 2000 *IEEE Int Conf on Systems, Man and Cybernetics* [C]. Nashville, 2000: 3810-3815