

## 基于免疫克隆选择算法的图像分割

丛琳 沙宇恒 焦李成

(西安电子科技大学智能信息处理研究所 西安 710071)

**摘要** 图像分割是图像处理领域中不可缺少的一个分支。该文基于阈值分割方法,将免疫克隆选择优化算法应用到图像分割中,提出了一种新的图像分割算法。详细叙述了算法机理,并对算法复杂度进行了理论分析以及实验数据比较。在仿真实验中,将遗传算法和免疫克隆选择算法分别独立运行10次,对10次得到的阈值以及均值、方差进行了比较,并将函数评价次数作为算法复杂度的评价指标。该文算法不仅能够对图像进行准确的分割,而且在同样的种群规模下能够以较少的迭代代数和较低的函数评价次数得到最优阈值。仿真结果表明,该方法应用在图像分割中是可行的、有效的。

**关键词** 图像分割,人工免疫系统,克隆选择,遗传算法

中图分类号: TN911.73

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2006)07-1169-05

## Application of Immune Clone Selection Algorithm to Image Segmentation

Cong Lin Sha Yu-heng Jiao Li-cheng

(Institute of Intelligent Information Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

**Abstract** Image segmentation is a significant part in image processing field. Inspired by the threshold-based segmentation methods, a novel algorithm based on immune clone selection and optimal entropy theory is presented in this paper. Immune clone selection algorithm performs not only local but also global search, and has better performance than Genetic Algorithm(GA) in searching for the optimal entropy threshold of images. The algorithm is depicted in detail and the computational complexity is given. In experiments, natural image and SAR image are selected, and the algorithm runs ten times independently and the mean numbers of function values are presented as the evaluation of the algorithm complexity. It shows that the algorithm presented in this paper can find better solutions with small generation and mean numbers of function values. So this method has better performance in stabilization and convergence than GA. Experimental results show that this method is feasible and effective.

**Key words** Image segmentation, Artificial immune system, Clone selection, Genetic Algorithm (GA)

### 1 引言

图像分割是图像处理和计算机视觉领域中的关键技术之一,其目的是将图像中的目标和背景分离,为后续的分类、识别和检索提供依据。传统的图像分割方法包括阈值法、边缘检测法、区域跟踪法等。其中,阈值法<sup>[1]</sup>是最常用的方法。为控制图像分割造成的信息损失而提出的一种基于信息论熵准则的图像阈值自动选取方法<sup>[2]</sup>引起了人们的极大关注,其理论研究及实际应用均获得重大突破。Pun和Kapur等提出了利用最大先验熵估计分类合理性来选取阈值的方法<sup>[2,3]</sup>; Yen等人提出了利用最大相关性原则取代一般常用的最大熵原则来选取阈值的方法<sup>[4]</sup>; Sahoo等提出了利用Renyi熵代替常规熵原则的最大熵原理等<sup>[5]</sup>。以上所述的方法均涉及到寻优的问题,由于传统的遗传算法容易陷入局部最小,所以如何快速有效地选取最优阈值是本文研究的一个重点。

克隆选择算法作为一种新的全局优化搜索算法,在其算法实现上兼顾全局搜索和局部搜索,吸取了遗传算法并行搜索优点,通过接种疫苗和计算亲合度,使得算法快速收敛,同时保持一定的多样性,抑制了早熟现象。本文将免疫克隆选择算法应用到图像分割中,根据适应度函数的大小,不断更新种群克隆的规模,来求得最优的图像分割阈值,达到了较好的图像分割效果。通过实验数据分析,本文方法优于传统的遗传算法。

### 2 免疫克隆选择算法

人工免疫系统<sup>[6]</sup>(Artificial Immune System, AIS)是模仿自然免疫系统功能的一种智能方法,它实现一种受生物免疫系统启发,通过学习外界物质的自然防御机理的学习技术,提供噪声忍耐、无教师学习、自组织、记忆等进化学习机理,结合了分类器、神经网络和机器推理等系统的一些优点,因此具有提供新颖的解决问题的潜力。克隆(Clone)免疫是生物免疫系统理论的重要学说。由于遗传和免疫细胞在增殖中的基因突变,形成了免疫细胞的多样性,这些细胞的不断增殖

2004-11-22 收到, 2005-07-25 改回  
国家自然科学基金(60133010, 60372045), 国家“863”计划项目(2002AA135080)和国家重点研究发展“973”计划(2001CB309403)资助课题

形成了无性繁殖系。细胞的无性繁殖称为克隆。

1958年 Burnet 等提出了著名的克隆选择学说，其中心思想为：抗体是天然产物，以受体的形式存在于细胞表面，抗原可与之选择性地反应。抗原与相应抗体的反应可导致细胞克隆性增值，该群体具有相同的抗体特异性，其中某些细胞克隆分化为抗体生成细胞，另一些形成免疫记忆细胞以参加之后的二次免疫反应，克隆选择是生物体免疫系统自适应抗原刺激的动态过程，在这一过程中，所体现的学习、记忆、抗体多样性等生物特性正是人工免疫系统所借鉴的。基于信息处理的观点，可以认为，克隆选择的实质就是在代进化中，在候选解集的附近，根据亲合度大小，产生一个变异解的群体。克隆选择算法是通过抗体-抗原亲合度实现个体间的竞争，并有效地调节过度竞争，以保持抗体群的多样性。

作为一种新的全局优化搜索算法，免疫克隆选择算法在算法实现上兼顾全局搜索和局部搜索，并构造记忆单元，将遗传算法<sup>[7]</sup>的记忆单个最优个体变为记忆一个最优解的群体。在一般的遗传算法中，交叉是主要算子，变异是背景算子，但克隆选择算法则恰恰相反，并且实验证明免疫克隆选择算法性能优于相应的遗传算法。另外，克隆算子本身的选择机制具有记忆功能，因此可以保证算法以概率1收敛到最优解，而标准的遗传算法则不能。下面的定理可以保证克隆选择算法的收敛性。

**引理** 简单克隆选择算法的抗体种群序列以概率1收敛到最优解<sup>[8]</sup>。

### 3 克隆选择

不失一般性，考虑以  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$  为变量的优化问题(P):  $\max\{f(e^{-1}(A)): A \in I\}$ ，其中，具有有限长度的字符串  $A = a_1 a_2 \dots a_l$  是变量  $X$  的抗体编码，记为  $A = e(X)$ ；而  $X$  称为抗体  $A$  的解码，记为  $A = e^{-1}(X)$ ；集合  $I$  称为抗体空间， $f$  为  $I$  上的正实数函数，称为抗体-抗原亲合度函数。

抗体种群空间为

$$I^n = \{\bar{A}: \bar{A} = (A_1, A_2, \dots, A_m)\}, A_k \in I, 1 \leq k \leq n \quad (1)$$

正整数  $n$  称为抗体种群规模，抗体种群  $\bar{A} = \{A_1, A_2, \dots, A_m\}$  为抗体  $A$  的  $n$  元组，是抗体种群空间  $I^n$  的一个点。定义问题(P)的全局最优解集为：

$$B^* = \{A \in I^n : f(A) = f^* = \max\{f(A') : A' \in I^n\}\} \quad (2)$$

对于抗体种群  $\bar{A}$ ， $\mathcal{G}(\bar{A}) \equiv |\bar{A} \cap B^*|$  表示抗体种群  $\bar{A}$  中包含的最优解个数。

显然，上述定义没有生物学的意义，严格区分抗体和 B 细胞。抗体种群  $\bar{A}(k)$  在克隆选择算子(Clonal Selection Operator, CSO)的作用下，其群演化过程可以表示为

$$A(k) \xrightarrow{r_c^c} Y(k) \xrightarrow{r_g^c} Z(k) \xrightarrow{\tilde{U}} A(k) \xrightarrow{r_s^c} A(k+1) \quad (3)$$

对于  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  和  $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ ， $\tilde{U}$  操作意义为

$$X \tilde{U} Y \equiv \bigcup_{i=1}^n \{x_i \cup y_i\} \quad (4)$$

CSO 主要操作过程如图 1 所示。

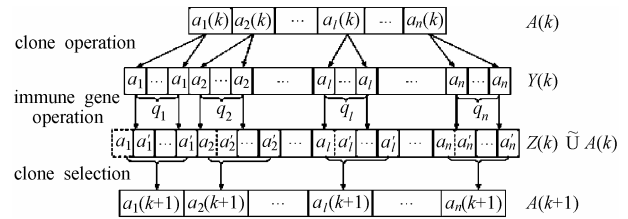


图 1 克隆选择算法的主要操作过程

(1)克隆操作  $T_c^C$  对抗体种群  $A(k)$  的克隆操作  $T_c^C$  定义为

$$\begin{aligned}
 Y(k) &= [Y_1(k) \ Y_2(k) \ \dots \ Y_n(k)] \\
 &= T_c^C(A(k)) \\
 &= [T_c^C(A_1(k)) \ T_c^C(A_2(k)) \ \dots \ T_c^C(A_n(k))]^T \quad (5)
 \end{aligned}$$

其中  $Y_i(k) = T_c^C(A_i(k)) = I_i \times A_i(k)$ ， $i = 1, 2, \dots, n$ ， $I_i$  为元素为 1 的  $q_i$  维行向量，称抗体  $A_i$  的  $q_i$  克隆；即抗体在抗原  $f(A_i(k))$  的刺激下，实现了生物倍增，而规模  $q_i$  可以表示为

$$q_i(k) = h(n_c, f(A_i(k)), \Theta_i) \quad (6)$$

其中  $\Theta_i$  反映抗体  $A_i$  与其它抗体的亲和力，这里将其简单定义为

$$\Theta_i = \min\{D_{ij}\} = \min\{\exp\{\|A_i - A_j\|\}\}, i \neq j; i, j = 1, 2, \dots, n \quad (7)$$

$\|\bullet\|$  为任意范数，在本算法中取为欧氏距离，在计算  $\Theta_i$  时，对  $\|\bullet\|$  一般要进行归一化处理，即  $0 \leq \|\bullet\| \leq 1$ ，显然，抗体亲和力越大(相似程度越高，反映了抗体间的抑制作用强)， $\Theta_i$  值越小。特别地，当抗体亲和力为 0 时， $\Theta_i = 1$ 。进一步，记  $D = (D_{ij})_{n \times n}$ ， $i, j = 1, 2, \dots, n$  为抗体-抗体亲和力矩阵。 $D$  是一对称矩阵，反应了种群的多样性。 $n_c > n$  是与克隆规模有关的设定值。

具体地，一般取  $q_i$

$$q_i(k) = \text{Int} \left[ n_c \frac{f(A_i(k))}{\sum_{j=1}^n f(A_j(k))} \square \Theta_i \right], i = 1, 2, \dots, n \quad (8)$$

$\text{Int}(\bullet)$  为上取整函数， $\text{Int}(x)$  表示大于  $x$  的最小整数。由此可见，对单一抗体而言，其克隆规模是依据抗体-抗原亲合度，抗体-抗体亲和力自适应调整的，而且当受到抗体间抑制小，而抗原刺激大时，克隆规模也大，反之就小。克隆过后，种群变为

$$Y(k) = \{Y_1(k), Y_2(k), \dots, Y_n(k)\} \quad (9)$$

其中

$$\begin{aligned}
 Y_i(k) &= \{Y_{ij}(k)\} = \{A_{i1}(k), A_{i2}(k), \dots, A_{iq_i}(k)\} \text{ 且} \\
 Y_{ij}(k) &= A_i(k), j = 1, 2, \dots, q_i \quad (10)
 \end{aligned}$$

(2)免疫基因操作  $T_g^C$  免疫基因操作包括交叉和变异。仅采用变异的克隆选择算法为单克隆选择算法(MonoClonal

Selection Algorithm, MCSA); 交叉和变异都采用的为多克隆选择算法(Polyclonal selection algorithm)。本文采用的是单克隆选择算法(MCSA)来进行图像阈值分割的。

依据变异概率  $p_m^i$  对克隆后的群体进行变异操作,  $\mathbf{Z}(k) = T_m^C(\mathbf{Y}(k))$ 。一般情况下, 较小的变异概率可以防止种群中重要的、单一的基因的丢失; 较大的变异概率将使得算法趋于纯粹的随机搜索。因此, 本文中单克隆选择算法的变异概率  $p_m^i = 0.1$ 。

(3)克隆选择  $T_s^C$  与进化计算中的选择操作不同, 克隆选择  $T_s^C$  是从抗体各自克隆后的子代中选择优秀的个体, 从而形成新的种群, 即  $A(k+1) = T_s^C(\mathbf{Z}(k) \cup A(k))$ 。具体地,  $\forall i = 1, 2, \dots, n$ , 记

$$B_i(k) = \min \{Z_i(k)\} = \{z_{ij}(k) \mid \min f(z_{ij}) \quad j = 1, 2, \dots, q_i\} \quad (11)$$

则对  $p_s^k(Z_i(k) \cup A_i(k) \rightarrow A_i(k+1))$ , 有

$$p_s^k(A_i(k+1) = B_i(k)) = \begin{cases} 1, & f(A_i(k)) > f(B_i(k)) \\ \exp\left(-\frac{f(A_i(k)) - f(B_i(k))}{\alpha}\right), & f(A_i(k)) \leq f(B_i(k)) \text{ 且 } A_i(k) \text{ 不是目前种群的最优抗体} \\ 0, & f(A_i(k)) \leq f(B_i(k)) \text{ 且 } A_i(k) \text{ 是目前种群的最优抗体} \end{cases} \quad (12)$$

$\alpha > 0$  是一个与抗体种群多样性有关的值, 一般地, 多样性越好,  $\alpha$  取值越大, 反之越小。显然, 抗体保持不变的概率为  $p_s^k(A_i(k+1) = A_i(k)) = 1 - p_s^k(A_i(k+1) = B_i(k))$ 。

克隆选择完成后得到下一代抗体群  $\mathbf{A}(k+1)$ 。

## 4 克隆选择算法的最佳熵阈值图像分割

### 4.1 图像分割的最优熵阈值

将信息论中的 Shannon 熵概念用于图像分割, 其依据是使得图像中目标与背景分布的信息量最大, 即通过测量图像灰度直方图的熵, 找出最佳阈值。

根据 Shannon 熵的概念, 对于灰度范围为  $\{0, 1, \dots, l-1\}$  的图像, 其直方图的熵定义为

$$H = -\sum_{i=0}^{l-1} p_i \ln p_i \quad (13)$$

其中  $p_i$  为第  $i$  个灰度值出现的概率。

在单阈值情况下, 令  $t$  为图像的分割阈值, 则图像的总熵为

$$H(t) = \ln p_t(1-p_t) + \frac{h_t}{p_t} + \frac{H-h_t}{1-p_t} \quad (14)$$

其中  $p_t = \sum_{i=0}^t p_i$ ,  $h_t = -\sum_{i=0}^t p_i \ln p_i$ 。

最佳阈值  $t^*$  使得图像的总熵取得最大值:

$$t^* = \arg \max_{0 \leq t \leq l-1} H(t) \quad (15)$$

在多阈值情况下, 设  $S_1, S_2, \dots, S_k$  是分割阈值, 且有  $S_1 < S_2 < \dots < S_k$ , 则图像的总熵为

$$H(S_1, S_2, \dots, S_k) = \ln \left( \sum_{i=S_1+1}^{S_1} p_i \right) + \ln \left( \sum_{i=S_2+1}^{S_2} p_i \right) + \dots + \ln \left( \sum_{i=S_k+1}^{l-1} p_i \right) - \frac{\sum_{i=0}^{S_1} p_i \ln p_i}{\sum_{i=0}^{S_1} p_i} - \frac{\sum_{i=S_1+1}^{S_2} p_i \ln p_i}{\sum_{i=S_1+1}^{S_2} p_i} - \dots - \frac{\sum_{i=S_k+1}^{l-1} p_i \ln p_i}{\sum_{i=S_k+1}^{l-1} p_i} \quad (16)$$

最佳阈值  $S_1^*, S_2^*, \dots, S_k^*$  使得总熵取得最大值

$$(S_1^*, S_2^*, \dots, S_k^*) = \arg \max_{0 \leq S_1 \leq S_2 \leq \dots \leq S_k \leq l-1} H(S_1, S_2, \dots, S_k) \quad (17)$$

特别地, 对于双阈值情况,  $S_1 < S_2$ , 总熵为:

$$H(S_1, S_2, \dots, S_k) = \ln \left( \sum_{i=0}^{S_1} p_i \right) + \ln \left( \sum_{i=S_1+1}^{S_2} p_i \right) + \ln \left( \sum_{i=S_2+1}^{l-1} p_i \right) - \frac{\sum_{i=0}^{S_1} p_i \ln p_i}{\sum_{i=0}^{S_1} p_i} - \frac{\sum_{i=S_1+1}^{S_2} p_i \ln p_i}{\sum_{i=S_1+1}^{S_2} p_i} - \frac{\sum_{i=S_2+1}^{l-1} p_i \ln p_i}{\sum_{i=S_2+1}^{l-1} p_i} \quad (18)$$

最佳阈值  $S_1^*, S_2^*$  使总熵取得最大值:

$$(S_1^*, S_2^*) = \arg \max_{0 \leq S_1 \leq S_2 \leq l-1} H(S_1, S_2) \quad (19)$$

### 4.2 图像分割的克隆选择算法及实现策略

克隆选择算法作为一种新的全局优化搜索方法, 由于它具有记忆功能并具有较好的收敛特性, 本文将其应用于图像分割中, 通过寻找使得总体熵最大的阈值作为图像的分割阈值。

图像阈值分割算法的具体步骤:

步骤 1 对原始图像进行直方图均衡来增强图像: 如果是 SAR 图像, 由于经过图像增强使得噪声的干扰得到加强, 需进行滤波来减少噪声的干扰, 这里采用的是  $5 \times 5$  的均值滤波;

步骤 2 初始化: 置  $k = 0$ , 随机产生一个初始抗体  $\bar{A}(0)$ , 并计算每个抗体的亲合度, 其中单阈值采用式(14), 多阈值采用式(18); 设定算法参数, 即种群规模  $N = 10$ , 最大迭代代数  $\text{gen} = 50$ ;

步骤 3 停机判断: 进行停机条件判断, 如果停机条件满足, 则输出结果, 转步骤 8; 否则, 继续;

步骤 4 克隆操作  $T_c^C$ : 根据克隆规模对种群进行克隆操作, 得到  $Y(k)$ ;

步骤 5 免疫基因操作  $T_g^C$ : 在这里采用的是单点变异操作, 变异概率  $p_m = 0.1$ ;

步骤 6 克隆选择  $T_s^C$ : 得到  $\bar{A}(k+1)$ ;

步骤 7 置  $k = k + 1$ , 转步骤 3;

步骤 8 得到图像的最优分割阈值进行阈值分割。

### 5 计算机仿真实验

#### 5.1 标准测试图像分割实验

图 2(a)是摄影师原始图像,图 2(b)和图 2(c)分别为克隆选择算法的单阈值和双阈值图像分割结果。

在实验中,对遗传算法和克隆选择算法采取相同的迭代代数时,遗传算法得到的图像的最优分割阈值较差,所以在种群规模  $N = 10$ ,遗传算法的迭代代数为  $gen=100$ ,克隆选择算法的迭代代数取为  $gen=50$ ,并且对遗传算法和克隆选择算法分别进行了 10 次独立实验,给出了 10 次独立运行结果,并对结果的均值和方差进行了比较,采用函数评价次数来衡量算法的计算量。从表 1 和表 2 的结果可以看出,免疫克隆选择算法可以在较少的迭代代数和较小的函数评价次数下得到较优的图像分割阈值,说明算法的稳定性优于相应的遗传算法。

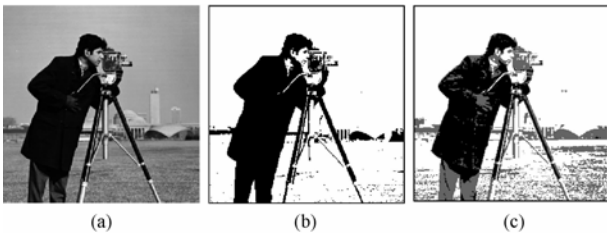


图 2 摄影师图像分割结果

#### 5.2 SAR 图像分割实验

图 3(a)是一幅包含河流、桥梁和港口的原始 SAR 图像,

为了能够检测桥梁和港口目标,则首先要分割出河流的轮廓,这是因为桥梁和港口目标尺寸较小,直接识别有一定的难度,但是它们都位于河流的边缘上,所以如果能够正确分割出河流轮廓,则为后续的认识工作奠定了一定的基础。这里对基于遗传算法的最佳熵阈值分割方法与本文提出的克隆选择算法进行了比较。图 3(a)为原始 SAR 图像,图 3(b)为单阈值克隆选择算法分割结果,图 3(c)为双阈值克隆选择算法分割结果。

在实验中,算法的种群规模  $N = 10$ ,遗传算法的迭代代数  $gen=100$ ,免疫克隆选择算法的迭代代数为  $gen = 50$ ,并分别利用遗传算法和克隆选择算法对 SAR 图像进行了 10 次独立实验,实验阈值结果如表 3 和表 4 所示。

由以上结果可以看出,遗传算法每次得到的最优阈值波动较大,但是克隆选择算法得到的结果与最佳熵法相比其最优值比较稳定,这主要是因为克隆选择算法中,我们是根据亲和度函数的大小来确定克隆种群的规模,即,亲合度函数值较大的个体其被克隆的种群规模较大,亲合度较小的个体其被克隆的规模较小,这样就可以使得个体种群始终在较优的种群中来寻找搜索空间的所有的局部最优。并且在得到满意解的同时,免疫克隆选择算法可以以较低的函数评价次数得到较优的结果。所以由实验结果表明,用克隆选择算法来求取最优阈值是有效的。

表 1 单阈值分割 10 次阈值结果比较

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	均值	方差	函数评价次数
GA	62	69	56	61	62	64	66	69	61	70	65.6	2.5906	1140
ICSA	67	66	67	66	66	67	65	66	65	66	66.1	0.7379	502
Best	66												

表 2 双阈值分割 10 次阈值结果比较

		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	均值	方差	函数评价次数
GA	$T_x$	41	49	49	34	45	66	51	45	29	40	44.9	10.1483	1032
	$T_y$	88	98	87	86	79	107	88	89	90	93	90.5	7.5609	
ICSA	$T_x$	46	45	44	44	45	45	45	46	44	46	45	0.8165	497
	$T_y$	85	86	85	85	86	85	85	86	86	85	85.4	0.5164	
Best	$T_x$	45												
	$T_y$	86												

表 3 单阈值分割 10 次阈值结果比较

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	均值	方差	函数评价次数
GA	55	53	59	45	56	57	51	54	55	52	52.9	1.4491	1147
ICSA	53	54	53	54	52	53	53	53	53	53	53.1	0.5676	504
Best	53												

表 4 双阈值分割 10 次阈值结果比较

		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	均值	方差	函数评价次数
GA	$T_x$	38	41	44	40	50	43	40	48	39	39	42.2	4.0497	1031
	$T_y$	64	83	90	79	87	82	69	84	78	71	78.7	8.3273	
ICSA	$T_x$	43	43	43	43	43	43	43	43	43	43	43	0	499
	$T_y$	80	80	80	80	80	80	80	80	80	80	80	0	
Best	$T_x$	43												
	$T_y$	80												

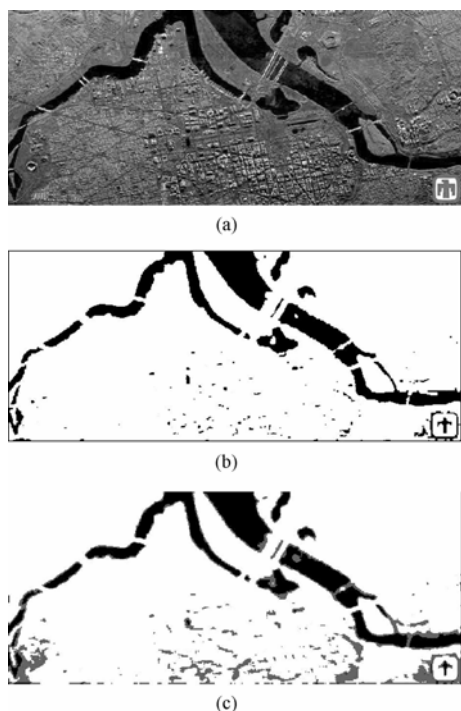


图3 SAR 图像的分割结果

### 5.3 算法的复杂度分析

不失一般性, 令算法的迭代代数  $m$ ,  $n_c$  为种群克隆的规模。本文的算法复杂度主要是由克隆选择的复杂度决定。在这里我们采用的是单克隆, 主要的算子是克隆变异算子, 复杂度为  $O(n_c)$ 。由此, 本文所采用的算法时间复杂度为  $O(m \times n_c)$ 。如果以函数评价次数作为算法复杂度度量, 记为  $o$ , 显然,  $o$  与种群规模, 克隆规模以及算法的参数有关系, 即  $o(\mu \times n \times n_c)$ , 其中  $\mu$  是一个系数, 随问题不同, 而有变化。

## 6 结束语

标准的遗传算法更多地强调的是全局搜索, 而忽视局部搜索, 但是克隆选择算法二者兼顾, 而且由于克隆算子的作用, 因而具有更好的种群多样性。再次, 标准的遗传算法更多地强调个体竞争, 较少关注种群间的协作, 而克隆选择算法则不同; 在一般的遗传算法中, 交叉是主要算子, 变异是

背景算子, 但克隆选择算法将变异算子作为其操作的主要算子, 在一定代数内扩大了搜索空间。另外克隆算子本身具有记忆功能, 使得算法以概率 1 收敛于全局最优解, 而标准的遗传算法则是不能的。本文将克隆选择算法用于图像分割中, 从实验结果可以看出, 克隆选择算法能够以较小的迭代代数和较低的函数评价次数得到较好的图像分割的最优阈值, 对图像的处理效果较好。从实验结果表明这种算法应用到图像处理中是非常有效的。

## 参考文献

- [1] Kapur J N, Sahoo P K, Wong A K C. A new method of gray level picture thresholding using the entropy of the histogram. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 1985, 29(2): 273 – 285.
- [2] Pal N R, Pal S K. A review on image segmentation techniques. *Pattern Recognition*, 1993, 26(9): 1277 – 1294.
- [3] Pun T. A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram. *Signal Processing*, 1980, 2(3): 223 – 237.
- [4] Yen J C, Chang F J, Chang S. A new criterion for automatic multilevel thresholding. *IEEE Trans. on Image Processing*, 1995, 4(3): 370 – 377.
- [5] Sahoo P K, Wong A K C. A survey of thresholding techniques. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 1988, 41: 233 – 260.
- [6] 焦李成, 杜海峰. 人工免疫系统进展与展望. *电子学报*. 2003, 31(10): 1540 – 1548.
- [7] 陈国良, 王煦法等. 遗传算法及其应用. 北京: 人民邮电出版社, 1999.
- [8] 杜海峰. 免疫克隆计算与人工免疫网络研究与应用, 博士后研究报告, 西安电子科技大学, 2003.

丛琳: 女, 1980年生, 博士生, 研究方向为图像处理和进化计算. E-mail: conglinsyh@163.com.

沙宇恒: 男, 1980年生, 博士生, 研究方向为图像的多尺度几何分析及应用、SAR 图像处理和智能目标识别.

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、图像处理.