

基于克隆选择的多光谱遥感影像分类算法

钟燕飞 张良培 龚健雅 李平湘

(武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室, 武汉 430079)

摘要 为了对多光谱遥感影像进行更精确的分类,提出了一种基于克隆选择 (clonal selection) 的多光谱遥感影像分类算法。该方法首先应用基于人工免疫系统的克隆选择算法对样本进行自学习来得到全局最优的聚类中心,然后利用学习得到的聚类中心对整幅影像进行分类。由于克隆选择算法具有生物免疫系统自组织、自学习、自识别、自记忆的能力,不仅使得基于克隆选择的多光谱遥感影像分类算法具有非线性的分类能力,而且能够快速准确地得到全局最优解,从而克服了传统分类方法约束条件多、容易陷入局部最优的缺点。实验结果证明,基于克隆选择的多光谱遥感影像分类算法在分类精度上优于传统的分类方法,其总精度和 Kappa 系数分别达到了 93.63% 和 0.915,因而具有实用价值。

关键词 人工免疫系统 克隆选择 分类 模式识别 免疫算法

中图分类号: TP751 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2005)01-0018-07

Classification of Multi-spectral Remote Sensing Image Based on Clonal Selection

ZHONG Yan-fei, ZHANG Liang-pei, GONG Jian-ya, LI Ping-xiang

(National Laboratory for Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing,
Wuhan University, Wuhan 430079)

Abstract In this paper, some initial investigations are conducted to employ Clonal selection for classification of multi-spectral remote sensing image. The clonal selection is used to explain the basic features of an adaptive immune response to an antigenic stimulus. The general algorithm, named clonal selection algorithm (CLONALG), is derived from clonal selection to perform machine-learning and pattern recognition tasks and it has been adopted to solve optimization problems. In this paper, image classification task by CLONALG is attempted and the preliminary results are provided. The experiment is consisted of two steps: Firstly, the classification task employs the property of clonal selection of immune system. The clonal selection proposes a description of the way that the immune systems copes with the pathogens to mount an adaptive immune response. Secondly, classification results are evaluated by applying three known algorithm: parallelepiped, minimum distance and maximum likelihood. It is demonstrated that our method is superior to the three traditional algorithms, and its overall accuracy and Kappa coefficient reach 93.63% and 0.915 respectively.

Keywords artificial immune system, clonal selection, image classification, pattern recognition, immune algorithms

1 引言

克隆选择原理是免疫系统的基本理论之一。它

解释了抗体的形成机理和阐明了免疫应答的多样性机制。克隆选择原理^[1]最先由 Jerne 提出,并由 Burnet 和 Talmage 给予发展和完善^[2]。

根据克隆选择原理,De Castro 提出了克隆选择

基金项目: 国家“973”项目(2003CB415205); 国家自然科学基金项目(40471088); 国家“863”计划项目(2002AA135230-A); 全国优秀博士学位论文作者专项资金资助项目(200142)

收稿日期: 2004-03-12; **改回日期**: 2004-06-18

第一作者简介: 钟燕飞(1982 ~), 男, 2002年毕业于武汉大学遥感信息工程学院, 现为武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室博士研究生。主要从事遥感影像处理、模式识别、人工智能和地理信息系统等方面的研究。E-mail: zhongyanfei@163.net

算法模型^[3], 其已在模式识别、组合优化和多峰值函数优化中得到了验证。Kim 将克隆选择原理用于网络入侵检测^[4,5], 并且取得了很好的成果。这些成果显示了克隆选择原理对于信息处理和问题的求解具有广阔的应用前景。

然而在遥感影像分类中, 克隆选择原理还没有得到很好的应用。传统的遥感影像分类方法基本上分为监督分类和非监督分类两类, 其中非监督分类由于不需要对被研究的地区有事先的了解, 因此在分类的结果与精度要求相同的条件下, 时间和成本较为节省, 但该类算法要求有足够的地面信息供算法训练, 由于在实际应用中常常因无法满足该条件而得不到足够的校准信息, 因此这种方法的分类精度常常难以满足应用要求^[6]。监督分类是一种由已知样本来外推未知区域类别的方法, 由于其充分利用了人的先验知识, 因此分类精度较非监督分类有所提高, 但由于传统的监督分类方法对聚类中心的计算需采用取样本区域所有样本的均值来获得, 而且没能考虑样本的全局性^[6], 因此在训练样本时所得到的聚类中心具有局部性。

根据克隆选择原理提出的克隆选择算法 (clonal selection algorithm, 简称 CLONALG), 由于其继承了生物免疫系统的众多属性, 并具有自组织、自学习、自识别、自记忆的能力^[7,8], 因此它不仅能快速提供达到最优解的搜索范围, 而且能得到全局最优的结果, 这是其他的优化技术所不及的, 而相对于其他的人工免疫算法, 克隆选择算法在编码机制和评价函数的构造上虽基本一致, 但在所利用的免疫原理、搜索策略和步骤上则有所不同, 由于克隆选择算法利用了免疫记忆机制, 可以保存各个局部最优解, 从而可得到全局最优解^[9]。由于克隆选择算法具有很多优点, 因此本文尝试将克隆选择算法应用到遥感影像分类, 提出了一种基于克隆选择的多光谱遥感影像分类算法。

2 克隆选择原理

人类能够健康地活着, 是因为有强大的免疫系统。免疫系统是由细胞、分子、组织和器官组成的复杂系统。由于免疫系统^[8,9]与生物机体其他系统的联合作用, 从而保证了生命运行规律的稳定。免疫系统的重要功能是通过产生抗体 (antibody) 来清除外来的异物, 异物可以是微生物 (细菌、病毒等)、异型血细

胞、移植器官等, 它们都称为抗原 (antigen)。免疫系统的基本组成成分是淋巴细胞或白血球。这些特殊的细胞主要可以分为 B 细胞和 T 细胞两大类。

为了解释抗体的形成机理, 一些学者最早提出了模板学说, 后来又提出侧链理论, 但它们都不能合理解释抗体形成机理。直到克隆选择理论的提出才使抗体形成机理得到满意的解释。

克隆选择理论的主要内容^[1-3,9]为: 当淋巴细胞实现对抗原的识别后, B 细胞被激活, 并增殖复制产生 B 细胞克隆, 随后克隆细胞经历变异过程, 产生对抗原具有特异性的抗体。克隆选择理论描述了获得性免疫的基本特性, 并且只有成功识别抗原的免疫细胞才得以增殖, 经历变异后的免疫细胞分化为浆细胞 (抗体效应细胞) 和记忆细胞两种。

克隆选择的主要特征^[9]是: 克隆选择对应着一个亲和力成熟 (affinity maturation) 的过程, 即该过程是一个对抗原亲和力较低的个体在克隆选择机制的作用下, 经历增殖复制和变异过程后, 因亲和力逐步增大而慢慢变成成熟的过程。从这个过程来看, 克隆选择本质上是一个达尔文式的进化过程, 该过程可以通过采用交叉、变异等算子和相应的群体控制机制实现。

3 克隆选择算法

De Castro 和 Von Zuben 依据克隆选择理论的基本原理, 提出了克隆选择算法 (clonal selection algorithm, CLONALG)^[3,10], 其基本流程如图 1 所示。

CLONALG 描述如下:

- (1) 随机选择某个抗原 $g_j \in G$, 其中 G 表示抗原集合, B 表示抗体集合, 抗体总数为 N ;
- (2) 计算亲和力矢量 f_j , 包括抗原 g_j 与抗体集合 B 中所有 N 个抗体的亲和力;
- (3) 从抗体集合 B 中选择 n 个与抗原 g_j 亲和力结合最好的个体, 产生一个新的抗体集合 $B^{new} = \{b_i, i=1, 2, \dots, n\}$;
- (4) 对 n 个被选择的抗体进行克隆操作, 产生克隆选择集合 C_j ;
- (5) 对克隆选择集合 C_j 进行变异操作, 产生克隆变异后的集合 \hat{C}_j ; 变异过程中, 与抗原结合好的个体变异机会小;
- (6) 重新计算亲和力矢量 \hat{f}_j , 包括抗原 g_j 与克

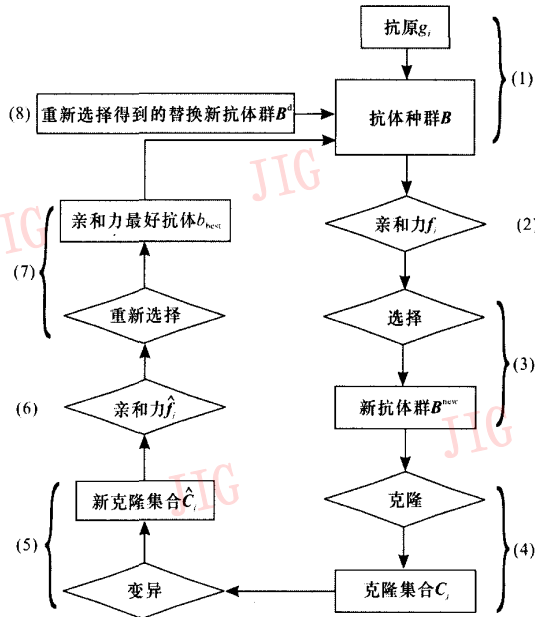


图 1 克隆选择算法流程图

Fig. 1 Computational procedure for CLONALG

隆变异集合 \hat{C}_j 中所有抗体的亲和力;

(7) 从 \hat{C}_j 中重新选择与抗原 g_j 亲和力最好的个体 b_{best} 进入抗体群;

(8) 最后,用重新选择得到的替换抗体集合 B^d (上角 d 代表 displace) 中的新个体来替换 d 个原抗体群 B 中最低亲和力的抗体,以增加抗体多样性。

De Castro 和 Von Zuben(2000)用数字符号的识别,多目标优化和 TSP 问题对他们提出的克隆选择算法进行了验证,取得了较好的效果^[3,10]。

4 基于克隆选择的多光谱遥感影像分类算法

本文提出的基于克隆选择的多光谱遥感影像分类算法可通过以下两个步骤来实现:一是选择训练样区,并根据选取的样本数据,利用克隆选择算法进行自学习来得到聚类中心,即为记忆抗体群中的抗体;二是利用学习结果对整幅遥感影像进行分类。由于在克隆选择算法中,一般采用的是二进制表示方法,而在多光谱遥感影像分类中,其抗体多数表现为实数特征,因此,本文对原始的克隆选择算法进行了调整和改变,以适用于多光谱遥感影像的分类。其具体过程如下:

4.1 训练样区样本训练

按以下步骤对每个训练样区进行训练:

(1) 初始抗体群的产生

初始抗体群可随机产生,如对一个样区,首先将其各个波段的灰度值作为其特征值。假设影像有多个波段,则初始抗体各个波段的值为该样区同样波段最大值和最小值之间的随机数。抗体集合 B 分为非记忆抗体集合 B^s 和记忆抗体集合 B^m (s, m 分别代表非记忆,记忆),其中非记忆抗体集合 $B^s = \{b_i^s, i = 1, 2, \dots, r\}$, r 为非记忆抗体集合的抗体总数;记忆抗体集合 $B^m = \{b_i^m, i = 1, 2, \dots, m\}$, 即是训练样本最后所要得到的聚类中心抗体, m 表示记忆抗体集合的抗体总数。从训练样区中,即从抗原集合 G 中随机选取一个待训练抗原 g_j , 其中 $G = \{g_i, i = 1, 2, \dots, M\}$, M 为抗原总数,即该训练区的训练样本总数。

(2) 亲和力函数值计算

对于抗原 g_j , 计算该抗原到抗体集 B 中所有抗体的亲和力。

采用抗原到抗体的欧氏距离来计算亲和力函数值,假定 g 表示抗原, b 表示抗体, t 表示向量维数, N 表示该样区抗原总数,则抗原至抗体的亲和力表示为

$$f_j = -\sqrt{\sum_{i=1}^t (g_i - b_i)^2} \quad j = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

抗原至某个抗体的距离越小,表示该抗体对于抗原

的亲合力就越高。

(3) 选择操作

从抗体集 B 中选择与抗原 g_j 亲合力结合最好的 n 个抗体,产生一个新的集合 B^{new} ;

(4) 克隆操作

对 n 个被选择出来的抗体进行克隆操作,产生克隆集合 C_j ;克隆过程中采用非等比例进行克隆,即与抗原结合好的抗体被克隆的次数多。其中克隆得到的克隆抗体总数为

$$N_{clone} = \sum_{i=1}^n \text{round}\left(\frac{\beta \cdot N}{i}\right) \quad (2)$$

其中, N_{clone} 表示克隆后得到的抗体总数; β 是增殖系数, N 是所有抗体的总数, $\text{round}(\cdot)$ 是取整操作符。例如, $N=100$ 和 $\beta=2$, 则最具亲和力的抗体 ($i=1$) 将被克隆 200 倍, 排在第 2 位的抗体 ($i=2$) 将被克隆 100 倍, 依此类推。

(5) 变异操作

对克隆集合 C_j 进行变异操作, 即得到产生变异后的抗体集合 \hat{C}_j , 其中与抗原结合好的个体变异机会小。由于抗体各个波段上的值为实数, 并且为了考虑算法的速度, 因此不采用传统的二进制变异, 而采用实数变异, 其变异算子^[11]如下:

设 $S = (v_1, \dots, v_{k-1}, v_k, \dots, v_n)$ 是一个父解, 分量 v_k 被选为进行变异, 其取值范围为 $[a_k, b_k]$, 则变异后的解为 $\hat{S} = (v_1, \dots, v_{k-1}, \hat{v}_k, \dots, v_n)$, 其中

$$\hat{v}_k = \begin{cases} v_k + \Delta(t, b_k - v_k), & \text{如果 } \text{random}() > 0 \\ v_k - \Delta(t, v_k - a_k), & \text{如果 } \text{random}() < 0 \end{cases} \quad (3)$$

上式中的 $\text{random}()$ 为产生均匀分布的随机数函数, 函数 $\Delta(t, y)$ 的具体表达式可以取为

$$\Delta(t, y) = y(1 - r^{(1-\frac{t}{T})}) \quad (4)$$

其中, r 是 $[0, 1]$ 上的一个随机数, T 为变异最大代数, t 为当前变异代数, λ 是决定非一致性程度的一个参数, 它起着调整局部搜索区域的作用, 其取值一般为 2 到 5。

传统的变异算子的作用和变异代数是没有直接关系的, 且当算法演化到一定代数以后, 由于缺乏局部搜索, 致使传统的变异算子很难获得收益, 而该变异算子, 则将变异算子的变异结果与演化代数联系起来, 使得在演化初期, 变异算子范围相对较大, 但由于随着演化的推进, 变异的范围越来越小, 从而其可起着一种对演化系统微调的作用。

(6) 亲合力计算

计算抗原 g_j 与所有的变异抗体集合 \hat{C}_j 的亲合力 \hat{f}_j 。

(7) 重新选择

从 \hat{C}_j 中重新选择与抗原 g_j 亲合力最好的个体 b_{best} 。比较 b_{best} 与该抗原对应的原始记忆抗体 b_j 对抗原 g_j 亲和力的大小, 如果 $f_{b_{best}} > f_{b_j}$, 则 b_{best} 进入记忆抗体群 B^m , 并替换 b_j 。

(8) 替换最低亲合力抗体

为了增加抗体的多样性, 从 \hat{C}_j 中选择 d 个抗体, 即得到替换抗体集合 B^d , 用 B^d 中的新个体替换 d 个非记忆抗体集合 B^s 中的最低亲和力的抗体。

(9) 对于每个训练样区的每个抗原样本重复 (2) ~ (8) 步, 直到满足终止条件为止。

4.2 分类

训练完成后, 即得到每个类别的记忆抗体, 然后计算整幅影像每一个像素抗原到记忆抗体群的亲合力, 并将像素抗原判决到亲合力最大 (即距离最小) 的那个记忆抗体所属的类别中。

4.3 算法分析

4.3.1 算法收敛性分析

算法收敛是指当算法迭代到足够多的次数以后, 群体中包含全局最佳个体的概率接近于 1, 即通常所说的以概率 1 收敛^[12]。文献[3, 10, 13]直接或间接证明了克隆选择算法是收敛的, 也就是说, 本文提出的基于克隆选择的多光谱遥感影像分类算法也是收敛的。

4.3.2 算法参数分析

在上述分类算法有以下两个由用户定义的重要参数:

(1) n (见算法的第 3 步和第 4 步): 其是在抗体群 B 中被选择用来克隆的抗体总数, 用其可得到选择后的抗体群 B^{new} 。

(2) 增殖系数 β (见算法第 4 步): 由 β 可以得到克隆抗体群 C_j 的大小, 即 N_{clone} 的大小。

这两个参数主要影响了算法的下列能力: ①算法的收敛速度; ②算法的复杂性; ③算法的多峰搜索能力。这些影响在本文的实验中将进行详细的讨论。

5 实验与讨论

5.1 实验数据

实验采用的数据是 1998 年 10 月 26 日获取的

武汉地区的 TM 遥感影像。图版 I 图 1 为武汉 TM 影像。通过人工判读该影像可将影像中的地物分为水体、植被、道路、房屋 4 个类别。这 4 种地物的光谱反射率如图版 I 图 2 所示。

5.2 算法分析

为了对算法参数进行分析,作者通过对样本中的水体样本个体进行训练来分析 n, β 两个参数对算法的影响。

(1) 参数 n 的影响

实验的条件设置为 $\beta=1, d=0$ 。参数 $n = \{2, 4, 6, 8, 10\}$, 分别计算这 5 种情况下,对水体训练样区的样本个体进行训练时,算法收敛的代数见图 2。从图 2 中可以看出,参数 n 对于算法的收敛需要的迭代次数影响不大,然而参数 n 却影响着新抗体群 B^{new} 的大小,并且由 4.1 节中的公式(2)可以得知,其大小还间接影响着克隆抗体群 C_j 的大小,即 N_{clone} 的大小,而且 n 的值越大,对于算法需要的时间就越多。

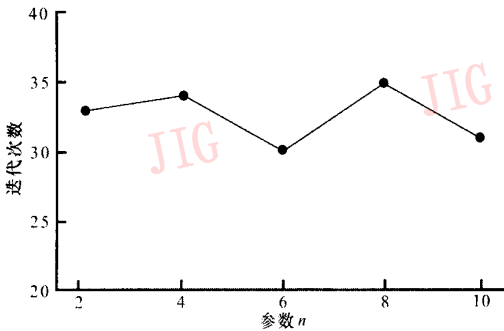


图 2 参数 n 对算法的影响

Fig.2 CLONALG sensitivity in relation to n

(2) 增殖系数 β 的影响

由于 β 的大小影响着克隆后得到的抗体群 C_j 的大小,即 N_{clone} 的大小,因此为了验证其对算法的影响,实验中假设 $n=5, d=0$, 分别取 $\beta = \{1, 3, 5, 7\}$ 。对于 4 个不同的 β , 其算法收敛的所需要的各自算法收敛代数如图 3 所示。由图 3 可以看出,若 β 越大,则抗体克隆群就越大,其算法收敛的迭代次数就越小,然而通过实验得出其计算的时间随着 β 的增加而呈现线性增长。

通过对上述两个参数的讨论可以发现,在本文提出的分类算法运用中,选择恰当的 n 和 β 可以保证该算法具有较合理的迭代次数以及运算时间。

5.3 分类结果

利用本文提出的基于克隆选择的遥感影像分类

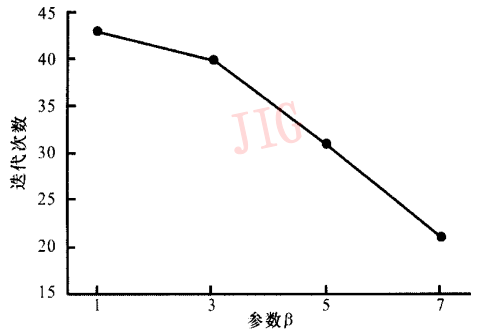


图 3 参数 β 对算法收敛的影响

Fig.3 CLONALG sensitivity in relation to β

算法对武汉市 TM 影像(图版 I 图 1)进行分类,得到的分类结果见图版 I 图 3(a)。为了证明本文第 4 节提出的基于克隆选择的遥感影像分类算法的有效性,利用 3 种被广泛应用的传统分类方法(平行管道法、最小距离法和最大似然法),对同一幅影像,即武汉市 TM 影像(图版 I 图 1)进行分类,得到的分类结果分别见图版 I 图 3(b),图 3(c)和图 3(d)。

从图版 I 图 3 的分类结果图来看,采用平行管道法时,错分现象比较严重,如,将许多本应属于植被的像元分到了道路类,并且还存在着未分类的现象,通过判读和调查,未分类的像元与实际不符,如图版 I 图 3(b)中,位于左上角的朱家河和位于影像右下方的湖泊应该分到水体类,可分类结果却不能正确进行分类,将其判定成了未分类,分类效果不能满足要求;采用最小距离分类时,植被和房屋错分现象比较严重,如图版 I 图 3(c)中,在对位于影像右上角的天兴洲进行分类的时候,将许多房屋分到了植被类;采用最大似然法时,在对水体进行分类时也出现了较多的错分现象,如图版 I 图 3(d)中,位于影像左上角的朱家河和右上角的天兴洲在用最大似然法分类时,很多被错分成房屋类,而将本应分为水体类的朱家河分成了道路类,其分类效果不能令人满意;而采用基于克隆选择的遥感影像分类算法对影像进行分类时,见图版 I 图 3(a),各种错分现象明显减少,水体、房屋、植被都得到了正确的分类。由此可见,从人工目视判读上就可以说明基于克隆选择的遥感影像分类算法的分类效果要优于传统的分类方法。

5.4 分类精度比较

为了更进一步地验证基于克隆选择的遥感影像分类算法的正确性,作者将本文基于克隆选择的遥

感影像分类方法与传统的遥感影像分类方法(平行管道法、最小距离法、最大似然法)进行了分类精度的定量比较(见表 1、表 2)。比较采用常用的分类比较评价指标^[14,15],即混淆矩阵、总精度和 Kappa 系数。其中表 1 对 4 种分类方法混淆矩阵进行了比较,表 2 对 4 种分类方法的总精度和 Kappa 系数进行了比较,从表 1 可见,平行管道法、最小距离法、最大似然法的混淆矩阵对角线元素之和均小于基于克隆选择的遥感影像分类算法的混淆矩阵的对角线元素之和,这样表示基于克隆选择的遥感影像分类算法正确分类的像元数比传统分类方法有所增加;从表 2 对 4 种分类方法的总精度和 Kappa 系数的比较中可以看出,分类总精度分别由 3 种传统分类方法的 69.13%、81.25%、85.13% 提高到了基于克隆选择的遥感影像分类算法的 93.63%;而 Kappa 系数也有了较大的提高,即由传统分类方法的 0.5961 提高到了基于克隆选择的遥感影像分类算法的 0.915。

表 1 4 种分类方法混淆矩阵的比较

Table 1 Comparison of four methods of classification in confusion matrix

分类方法	样区	水体	植被	道路	房屋	合计
平行管道法	未分类	20	12	5	9	46
	水体	180	0	0	0	180
	植被	0	77	0	2	79
	道路	0	111	107	0	218
	房屋	0	0	88	189	277
	总数	200	200	200	200	553
最小距离法	水体	200	5	0	0	205
	植被	0	123	13	18	154
	道路	0	12	155	10	177
	房屋	0	60	32	172	264
	总数	200	200	200	200	650
最大似然法	水体	200	0	0	0	200
	植被	0	172	0	0	172
	道路	0	11	175	66	252
	房屋	0	17	25	134	176
	总数	200	200	200	200	681
基于克隆选择的遥感影像分类算法	水体	200	3	0	3	206
	植被	0	182	9	3	194
	道路	0	8	179	6	193
	房屋	0	7	12	188	207
	总数	200	200	200	200	749

从表 1 和表 2 中的统计数据可见,基于克隆选择的遥感影像分类算法的分类的正确率明显要高于传统的分类方法,这是因为,平行管道法和最小距离

表 2 4 种分类方法总精度和 Kappa 系数的比较

Table 2 Comparison of four methods of classification in overall accuracy and Kappa coefficient

分类精度	分类方法			
	平行管道法	最小距离法	最大似然法	基于克隆选择的多光谱遥感影像分类算法
总精度(%)	69.13	81.25	85.13	93.63
Kappa 系数	0.5961	0.7550	0.8017	0.9150

法在分类时仅考虑局部特性,且常常会陷入局部最优,从而造成对影像进行错分;最大似然法的前提是每一类的概率密度分布函数都是正态分布,但由于实际选择的样本数据可能与正态分布偏离较大,因此影响了最大似然法的分类精度;而基于克隆选择的遥感影像分类算法,由于具有自组织和自学习的能力,从而对样本分布条件没有严格的限制,即使模式空间的分布出现锯齿状情况,该算法也可以根据具体的情况对模式集进行正确的分类。

6 结 论

(1) 本文提出的基于克隆选择的多光谱遥感影像分类算法,由于充分利用了克隆选择算法的自学习、自记忆的优点,因此可以在对样区进行训练时较快地找到全局最优解,这是其他传统的分类方法所不具备的。

(2) 本文方法采用了实数变异来将变异算子的结果与演化代数联系起来,使得在演化初期,变异算子范围相对较大,而随着演化的推进,变异范围越来越小,由于它起着一种对演化系统的微调作用,且很好地对抗体进行了调整,因此使得训练出来的抗体为感兴趣区域的最优解。

(3) 实验证明,本文提出的基于克隆选择的多光谱遥感影像分类算法的分类效果要优于传统分类方法,其分类总精度达 93.63%,较平行管道法的 69.13%,最小距离法的 81.25% 和最大似然法的 85.13% 有了明显的提高;Kappa 系数为 0.915,也较平行管道法的 0.5961,最小距离法的 0.75 和最大似然法的 0.8017 有了较大提高。

参考文献 (References)

- 1 Jerne N K. The immune system[J]. Scientific American, 1973, 229(1):51-60.
- 2 Burnet F M. Clonal selection and after[A]. In: Bell G I, Perelson A S, Pimbley G H eds. Theoretical Immunology [C], New York:

- Marcel Dekker Inc, 1978:63 ~ 85.
- 3 De Castro L N, Von Zuben F J. Clonal selection algorithm with engineering applications [A]. In: Proceedings of Genetic and Evolutionary Computation Conference 00 [C], Las Vegas, Nevada, USA, 2000:36 ~ 37.
 - 4 Kim J, Bentley P. The artificial immune model for network intrusion detection [A]. In: Proceedings of 7th European Congress on Intelligent Techniques and Soft Computing [C], Aachen, Germany, 1999:13 ~ 19.
 - 5 Kim J, Bentley P. Towards an artificial immune system for network intrusion detection: An investigation of clonal selection with a negative selection operator [A]. In: Proceedings of Congress on Evolutionary Computation [C], Seoul, Korea, 2001:27 ~ 30.
 - 6 Atkinson P M, Lewis P. Geostatistical classification for remote sensing: an introduction [J]. Computers & Geosciences, 2000, 26:361 ~ 371.
 - 7 Forrest S, Perelson A S, Allen L, *et al.* Self-Nonsel self discrimination in a computer [A]. In: Proceedings of IEEE Symposium on Research in Security and Privacy [C], Los Alamitos, CA, USA, 1994, 5: 202 ~ 212.
 - 8 Adams D. How the immune system works and why it causes autoimmune diseases [J]. Immunology Today, 1996, 17 (7): 300 ~ 302.
 - 9 XIAO Ren-bin, WANG Lei. Artificial Immune System: Principle, Models, Analysis and Perspectives [J]. Chinese Journal of Computers, 2002, 25 (12): 1281 ~ 1293. [肖人彬, 王磊. 人工免疫系统: 原理、模型、分析及展望 [J]. 计算机学报, 2002, 25 (12): 1281 ~ 1293.]
 - 10 De Castro L N, Von Zuben F J. Learning and optimization using the clonal selection principle [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6 (3): 239 ~ 250.
 - 11 WANG Zheng-zhi, BO Tao, *et al.* Evolutionary Computation [M]. Changsha: National University of Defence of Technology Press, 2000. [王正志, 薄涛等. 进化计算 [M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 2000.]
 - 12 Wang Lei, Pan Jin, Jiao Li-cheng. The Immune Algorithm [J]. Chinese Journal of Electronics, 2000, 28 (7): 74 ~ 78. [王磊, 潘进, 焦李成. 免疫算法 [J]. 电子学报, 2000, 28 (7): 74 ~ 78.]
 - 13 DU Hai-feng, JIAO Li-cheng, WANG Sun-an. Clonal operator and antibody clone algorithms [A]. In: Proceeding of IEEE the First International Conference on Machine Learning and Cybernetics [C], Beijing, China, 2002: 506 ~ 509.
 - 14 Giles M. Foody. Status of land cover classification accuracy assessment [J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 80: 185 ~ 201.
 - 15 Sun Jia-bing, Shu Ning, Guan Ze-qun. Remote Sensing Theory, Method and Application. Beijing: Surveying and Mapping Publishing House, 1997. [孙家柄, 舒宁, 关泽群. 遥感原理方法和应用 [M]. 北京: 测绘出版社, 1997.]



图1 武汉TM影像(6个波段)

Fig.1 Wuhan TM image

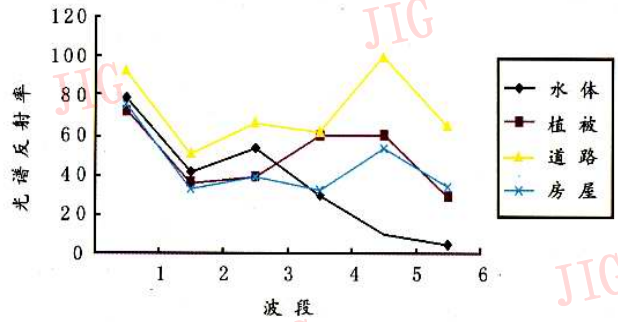
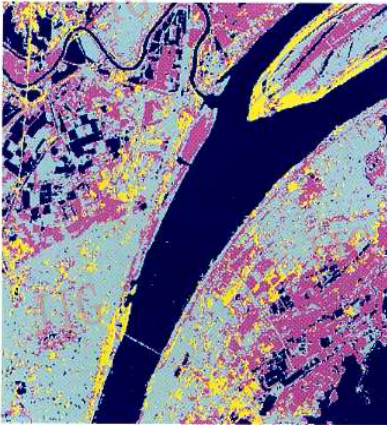
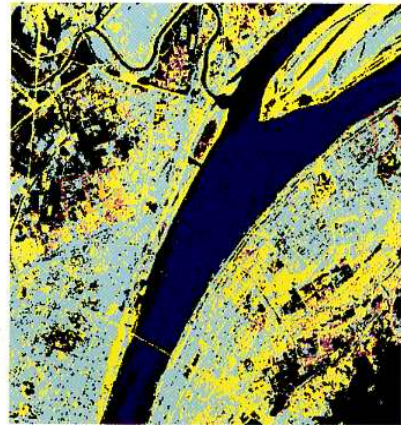


图2 4种地物光谱反射率图

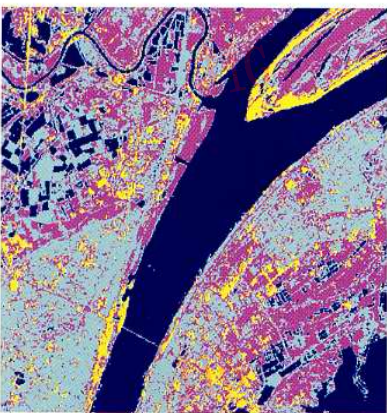
Fig.2 Four spectral reflectivities of samples



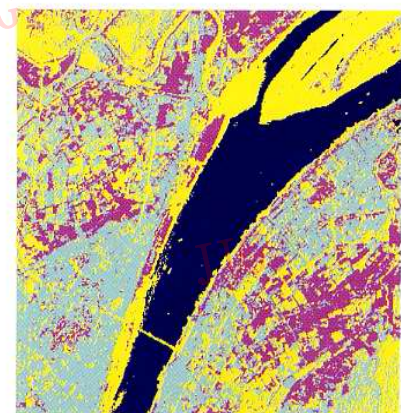
(a) 基于克隆选择的分类算法分类结果



(b) 平行管道法分类结果



(c) 最小距离法分类结果



(d) 最大似然法分类结果

水体
 植被
 道路
 房屋
 未分类

图3 4种分类方法分类结果比较

Fig.3 Comparison of four different methods of classification for Wuhan