

文章编号: 1007-4619(2005)04-0374-07

基于人工免疫系统的遥感图像分类

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, 湖北 武汉 430079)

摘要: 提出了一种基于人工免疫系统(Artificial Immune System)的分类方法。该方法首先应用人工免疫系统的克隆选择算法对样本进行自学习, 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。由于人工免疫系统继承了生物免疫系统的自组织、自学习、自识别、自记忆的能力, 从而使得人工免疫系统具有非线性的分类能力, 并能够快速准确地得到全局最优解, 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, 该算法分类精度上优于传统的分类方法, 总精度和 Kappa系数分别达到了 89.80%和 0.8725 因而具有实用价值。

关键词: 人工免疫系统; 遥感; 图像分类; 模式识别; 免疫算法

中图分类号: TP751.1/TP79 **文献标识码:** A

1 引言

人工免疫系统(Artificial Immune System, 简称AIS), 是受生物免疫系统的启发而产生的一种新型的智能计算方法。在过去的几年里, AIS的应用领域逐渐扩展到了信息安全^[1]、模式识别^[2]、机器学习^[3]、数据挖掘^[4]等诸多领域, 显示出AIS强大的信息处理和求解能力以及广阔的研究前景。

然而在遥感图像分类中, AIS还没有得到很好的应用。到目前为止, 遥感图像分类方法主要可以分为非监督分类方法和监督分类方法。非监督分类法具有自组织、不需要先验知识等优点, 但要求有足够的地面信息供算法进行迭代, 在实际应用中常常因无法满足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^[5]。监督分类法通过计算训练样区的样本均值来确定分类的聚类中心, 利用了人的先验知识, 因此分类精度较非监督分类精度有所提高。但是聚类时仅考虑局部特性, 而未考虑训练样区的全局性, 因此存在训练过程中容易陷入局部最优的缺点^[5]。

AIS是一种自适应很强的优化技术, 继承了生物免疫系统的众多属性, 具有自组织、自学习、自识别、

自记忆的能力^[6,7], 因此它能快速提供达到最优解的90%的搜索范围, 从而能较快较准地得到全局最优解, 这是其它的优化技术所不及的。基于AIS的众多优点, 本文尝试将AIS应用到遥感图像分类中, 提出了一种基于人工免疫系统的遥感图像分类算法。

2 生物免疫系统

2.1 基本概念

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。免疫系统与生物机体其它系统的联合作用, 从而保证了生命运行规律的稳定^[8]。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分为两大类: B细胞和T细胞。这两种细胞都有自己独特的生态结构并且从它们的表面产生许多Y型抗体来杀死抗原^[8]。

免疫系统具有许多特性, 如自我非自我识别, 免疫记忆, 阳性-阴性选择, 免疫网络, 克隆选择等等, 它们是人工免疫系统的理论基础。

收稿日期: 2003-11-14 修订日期: 2004-03-19

基金项目: 国家自然科学基金项目(40471088), 国家973项目(2003CB415205)。

作者简介: 钟燕飞(1982—), 男, 2002年毕业于武汉大学信息工程专业, 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, 主要研究方向为遥感图像处理, 模式识别, 人工智能和人工免疫系统。

2.2 生物免疫系统的主要理论

为了解释各种免疫现象, 学者们提出了许多免疫系统理论, 最有影响的理论包括, 免疫识别理论(阴性选择)、克隆选择学说、免疫调节和网络理论、免疫耐受、抗体多样性理论等。其中与遥感图像分类相关的是免疫识别和克隆选择理论。

2.2.1 免疫识别

免疫识别是免疫系统的主要功能, 同时也是 AB 的核心之一, 而识别的本质是“自我”和“非自我”的识别。免疫识别是通过淋巴细胞上的抗原识别受体(receptor)与抗原的结合(binding)实现的, 结合的强度称为亲和力(affinity)。当抗原对生物攻击的时候, 未成熟的抗体首先要经历一个身体对其的检查环节, 只有那些不能与自我发生免疫应答的抗体才可以离开免疫器官, 执行免疫应答任务, 从而防止免疫细胞对机体造成错误攻击。该过程称为阴性选择(negative selection)^[9]。它是免疫识别的一种主要方式。免疫识别在图像识别, 图像分割、网络入侵检测、异常检测中得到了广泛的应用。

2.2.2 克隆选择理论

1955年 Jeme 受自然选择理论的启发, 提出了抗体形成的“自然”选择理论, 这是克隆选择理论的雏形。以后经过 Burnet 和 Talmage 的发展和完善, 最终形成了抗体形成的克隆选择理论^[10]。

克隆选择理论的主要内容为: 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, 其基本过程如图 1^[9]。

克隆选择的主要特征是: 免疫细胞在抗原的刺激下产生克隆增殖, 随后通过遗传变异分化成多样

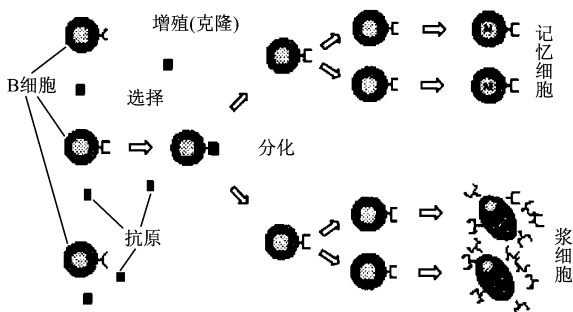


图 1 克隆选择原理示意图

Fig 1 Clonal selection principle

性抗体效应细胞和记忆细胞。克隆选择对应着一个亲和度成熟(affinity maturation)的过程, 即对抗原亲和度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, 其亲和度逐步增大而慢慢变成成熟的过程。从这个过程来看, 本质上是一个达尔文式的进化过程, 克隆选择原理是通过采用交叉、变异等遗传算子和相应的群体控制机制实现的^[9]。

3 人工免疫系统

基于免疫系统仿生理理开发的 AB 模型主要有人工免疫网络模型和 AB 应用框架模型, 其实现算法主要有阴性选择算法、克隆选择算法^[11, 12]、aNet(人工免疫网络算法)^[13]等。下面主要介绍克隆选择算法。

De Castro 和 Von Zuben 依据克隆选择理论的基本原理^[14, 14], 提出了克隆选择算法(Clonal Selection Algorithm, CLONALG)。其基本流程图如图 2 所示。

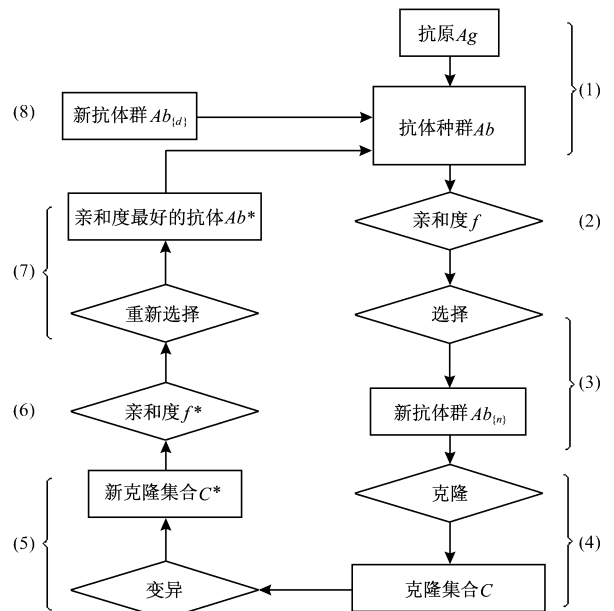


图 2 克隆选择算法流程图

Fig 2 Computational procedure for CLONALG

CLONALG 描述如下:

- (1) 随机选择抗原 Ag_i , 抗体集合为 Ab
- (2) 计算亲和力和矢量 f 包括抗原 Ag_i 与所有抗体 Ab 中 N 个抗体的亲和力。
- (3) 从抗体 Ab 中选择 n 个与抗原 Ag_i 亲和力结合最好的个体, 产生一个新的集合 $Ab(n)$ 。
- (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 。

(5)对克隆集对 C 进行变异操作,产生集合 C^* ;与抗原结合好的个体变异机会小。

(6)计算亲和力矢量 f^* ;包括抗原 Ag_i 与所有的 C^* 的亲和力。

(7)从 C^* 中重新选择与抗原 Ag_i 亲和力最好的个体 Ab^* 进入抗体群。

(8)最后,用重新选择得到的抗体群 $Ab_{(d)}$ 中的新个体替换 d 个原抗体群 Ab 中最低亲和力的抗体,以增加抗体多样性。

De Castro 和 Von Zuben 把他们提出的 CLONALG 用数字符号的识别,多目标优化和 TSP 问题进行了验证,取得了较好的结论^[11-15]。

4 基于人工免疫系统的遥感图像分类算法

4.1 分类算法流程

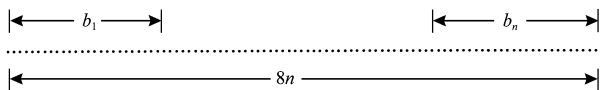
在本文中,利用人工免疫系统对遥感图像的分类通过 3 个步骤实现:首先是选择训练样区;其次利用人工克隆选择算法对训练样区样本进行训练,从而最终得到各个样区所代表类别的聚类中心,其计算的基本流程如图 2 最后是利用得到的聚类中心对整幅遥感图像进行分类。

4.2 算法过程描述

步骤 1 选择训练样区。根据分类所需的类别数和已经类别属性的图像地物选择训练样区。

步骤 2 初始抗体种群的产生。将每一个样区的样本数据转换为二进制代码串,产生初始抗体种群,并将种群内所有的样本个体各个波段灰度值取均值得到初始种群中心。

对每一个样区,其各个波段的灰度值作为其特征值。假设图像有 n 个波段,则由 n 个波段的特征值构成一个二进制代码串从而表示一个样本个体,假定一个特征值用 8 个二进制数表示,则一个二进制代码有 $8n$ 位,即一个样本个体在计算过程中用一个 $8n$ 位的二进制代码来表示,具体方法如下:



步骤 3 计算亲和度函数值。采用样本个体至种群中心的距离计算亲和度的值,假定种群中为 $c = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$,则样本个体 $a = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ 至种群中心 c 的距离为:

$$d_j = \sum_{i=1}^n |a_i - c_i| \quad j = 1, 2, \dots, k \quad (1)$$

$$f_j = -d_j \quad (2)$$

其中 k 为该样区的样本总数。

由公式 (1), (2) 可知,样本个体至种群中心的距离 d_j 越小,则亲和度 f_j 就越大。种群中心 c 由种群内所有的全部样本个体的各个波段上的灰度值取均值得到。

步骤 4 抗体选择。将样本个体根据亲和度 f_j 的大小进行排序。然后根据遥感图像的特性,从计算出来的亲和度中选择具有最大的亲和度个体 a_{max} 。

步骤 5 抗体抑制。为了提高种群的整体亲和度,以一定的抑制率 r 删除种群中具有小亲和度的个体(一般 r 为 5%,即删除种群的 5% 的样本个体)。

步骤 6 抗体克隆。为了保证每代群体大小固定不变,将亲和度最好的个体 a_{max} 以一定的克隆率 c 进行克隆,取代被删除亲和度小的样本个体。

步骤 7 抗体交叉。为了保持个体的多样性,使算法具有全局最优解,采用交叉操作。在种群中选择部分样本个体,以一定的交叉率 p_{cross} 两两配对进行交叉操作,从而产生新一代种群。其基本操作为:

假设有 A, B 两个个体,分别用 8 位二进制表示如下:

$$\begin{array}{l} A \quad 11001|110 \quad \xrightarrow{\text{交叉}} \quad C \quad 11001|01 \\ B \quad 00111|101 \quad \quad \quad \quad D \quad 00111|10 \end{array}$$

然后以一定的概率选择一个交叉位置,假设第 3 个位置为交叉点(从右往左数),则前代 A, B 后面 3 个位置的二进制代码经过交叉后变成后代 C, D 。

步骤 8 抗体变异。为了防止算法的过早收敛,对交叉后的样本个体按给定的变异率 $p_{mutation}$ 进行变异操作,其过程如下所示。

$$A \quad 1100|110 \quad \xrightarrow{\text{变异}} \quad B \quad 1100|110$$

如上所示,经过变异后前代 A 的第四位 1 变成了 0 即得到了后代 B 。

步骤 9 进化抗体记忆细胞。将步骤 8 中产生的新抗体种群取代原来的初始抗体种群。

步骤 10 算法终止判断。从步骤 3 到步骤 9 完成一次抗体记忆细胞的演变,用新种群重复步骤 3 到步骤 9 则完成抗体记忆细胞的第二次进化,如此继续下去,直到前后两次进化时种群的总亲和度差异在给定的阈值 T 范围之内则终止算法。其中总亲和度为各个样本个体到种群中心的亲和度之和。

步骤 11 取得最优聚类中心。最后得到的种

群的种群中心即为该样区的最优聚类中心。

步骤 12 对每个样区重复步骤 2 到步骤 11, 取得每个样区的最优聚类中心。

步骤 13 图像分类。样区训练完成后, 计算每一个像素到所有聚类中心的距离, 将像素判决到距离最小的那个聚类中心所属的类别中去。

图 3 表示的是 4 个以 8 位二进制串表示的样本个体根据亲和度进行排序、交叉的过程。

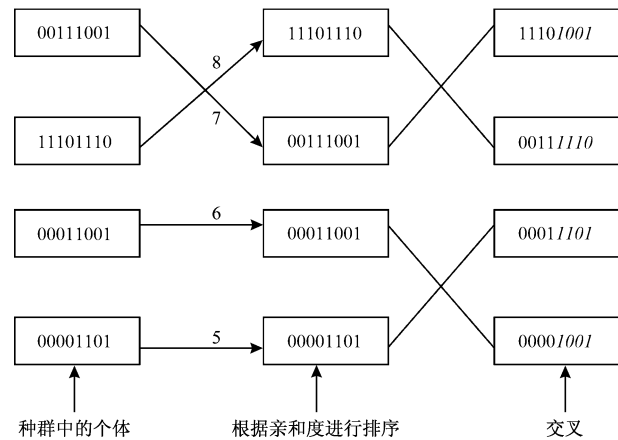


图 3 个体进行排序、交叉过程图

Fig 3 Shows the initial population sorted according to affinity values of an eight bit binary sequences and a four bit crossover



图 4 武汉 TM 影像 (6 个波段)

Fig 4 Wuhan TM image (6 Bands)

0.5 变异率 $p_{mutation}$ 为 0.1, 终止条件阈值 T 为 0.005。

5.3 分类结果

利用本文提出的基于人工免疫系统的分类算法对图 4 武汉 TM 影像进行分类, 得到的分类结果为图 5(a)。为了证明本文第 4 节提出的基于人工免疫系统的分类算法的有效性, 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, 对同一幅影像即图 4 武汉 TM 影像进行分类, 得到的分类结果分别为图 5(b)、图 5(c)和图 5(d)。

从图 5 的分类结果图来看, 采用平行管道法时, 错分现象比较严重, 将许多本应属于房屋和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 5(b)中, 汉江和位于图像中间的湖泊应该分到湖泊类, 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 5(c)中, 在对图像左上角和右上角房屋和植被交叉比较多的区域进行分类时, 将许多房屋分到了植被类; 采用最大似然法时, 在湖泊的分类时出现了较多的错分现象, 如图 5(d)中间的湖泊在用最大似然法分类时候很多被错分成植被和房屋类; 而采用基于人工免疫系统的分类算法对图像进行分类时, 见图 5(a)各种错分现象明显减少, 湖泊, 房屋, 植被都得到了正确的分类。

因此可以从人工目视判读上说明基于人工免疫系统

5 实验结果

5.1 实验数据

实验中采用的数据是 1998-10-26 获取的武汉地区的图像。图 4 为原始遥感图像即武汉 TM (6 个波段) 影像。

5.2 数据输入

数据输入主要包括两个方面:

(1) 选择训练样区。

根据人工判读后决定选择 5 个训练样区, 分别代表 5 个类别即长江、湖泊、植被、房屋、道路。用这 5 个训练样区的光谱样本作为算法的初始种群, 初始种群中心为各个种群所有样本个体取均值得到。为了方便后面分类结果的比较, 每个训练样区的样本数都为 100。

(2) 算法参数的输入。

在算法中各个参数的选择如下:

抑制率 r 为 5%, 克隆率 c 为 5%, 交叉率 $p_{crossover}$ 为

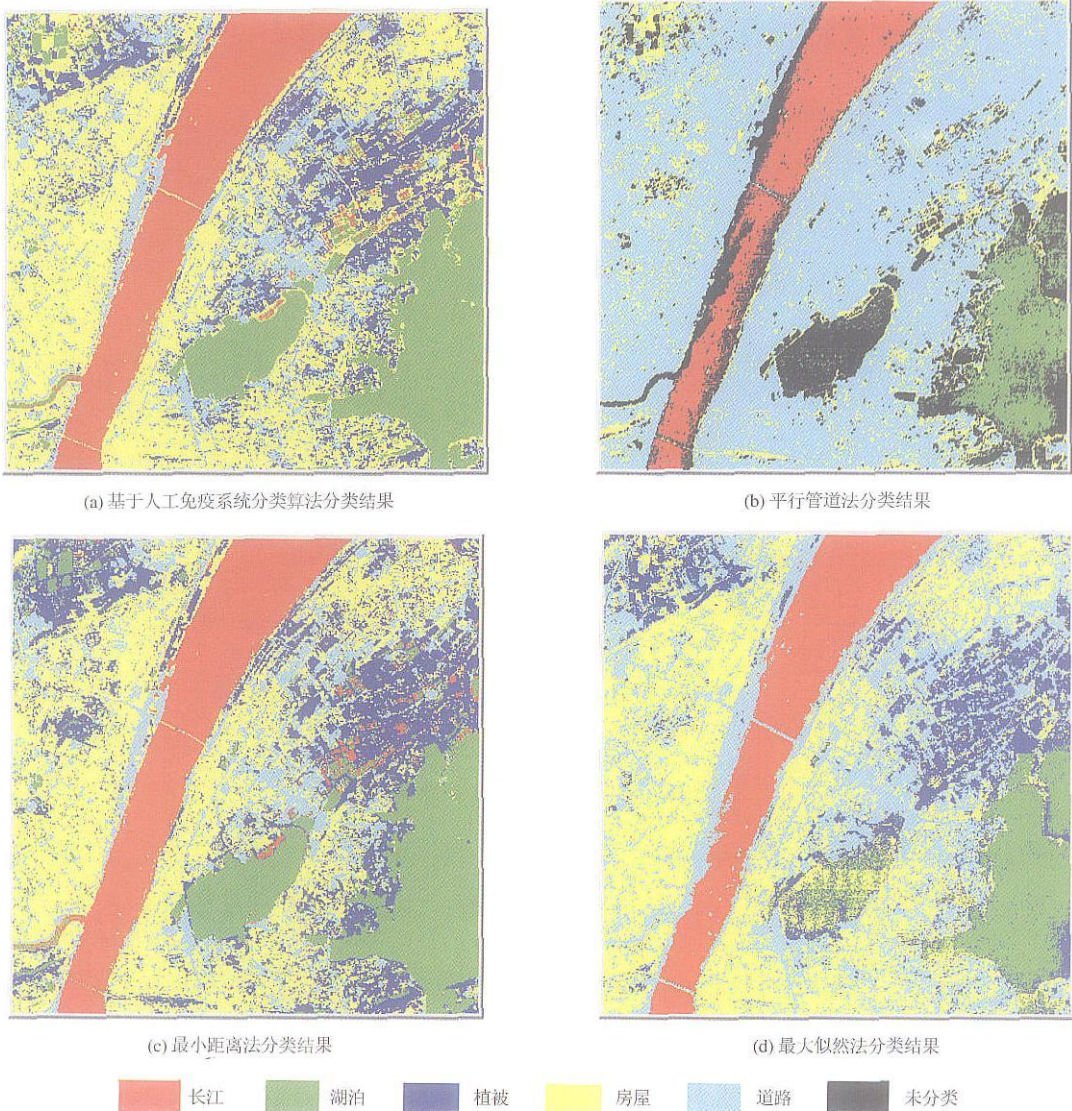


图 5 4种分类方法分类结果比较

Fig 5 Comparison of four different tm methods of classification for Wuhan TM image

的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人工免疫系统的遥感图像分类算法的正确性, 作者将本文基于人工免疫系统的分类方法与传统的分类方法(平行管道法、最小距离法、最大似然法)进行分类精度的定量比较。比较方法采用常用的分类比较方法^[16], 即混淆矩阵, 总精度和 Kappa系数。

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。其中样区 1样区 2样区 3样区 4样区 5分别代表的是长江训练样区, 湖泊训练样区, 植被训练样

区, 房屋训练样区, 道路训练样区。

在表 1中对 4种分类方法得到的混淆矩阵进行了比较。从表 1可以得到, 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为均小于基于人工免疫系统的分类算法的混淆矩阵的对角线元素之和, 这样表示基于人工免疫系统的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, 总精度分别由传统分类方法的 67.80%, 82.80%, 85.00%提高到了基于人工免疫系统的分类算法的 89.80%; 而 Kappa系数也有了较大的提高, 由传统分类方法的 0.5989提高到了基于人工免疫系统分类算法的 0.8725。

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

(a) 平行管道法

样区	长江	湖泊	植被	房屋	道路
未分类	1	3	1	1	1
长江	99	0	0	0	0
湖泊	0	97	0	0	0
植被	0	0	14	0	0
房屋	0	0	4	31	1
道路	0	0	81	68	98
总数	100	100	100	100	100

(b) 最小距离法

样区	长江	湖泊	植被	房屋	道路
未分类	0	0	0	0	0
长江	100	0	0	0	0
湖泊	0	100	19	2	0
植被	0	0	52	13	1
房屋	0	0	29	80	17
道路	0	0	0	5	82
总数	100	100	100	100	100

(c) 最大似然法

样区	长江	湖泊	植被	房屋	道路
未分类	0	0	0	0	0
长江	100	0	0	0	0
湖泊	0	100	21	1	0
植被	0	0	59	13	1
房屋	0	0	20	82	15
道路	0	0	0	4	84
总数	100	100	100	100	100

(d) 基于人工免疫系统的分类算法

样区	长江	湖泊	植被	房屋	道路
未分类	0	0	0	0	0
长江	100	0	0	0	0
湖泊	0	100	17	1	0
植被	0	0	76	12	1
房屋	0	0	7	84	10
道路	0	0	0	3	89
总数	100	100	100	100	100

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

精度 \ 方法	平行管道法	最小距离法	最大似然法	基于人工免疫系统的分类算法
总精度 %	67.80	82.80	85.00	89.80
Kappa 系数	0.5989	0.7850	0.8125	0.8725

因此, 从表 1 和表 2 中的统计数据可以得出基于人工免疫系统的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法在分类时仅考虑局部特性, 因此常常会陷入局部最优, 从而对图像进行错分; 而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。而基于人工免疫系统的分类算法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) 本文提出的基于人工免疫系统的遥感图像分类算法充分利用了人工免疫系统算法的自学习的优点, 因此可以很快的找到全局最优解。而对个体

进行变异操作又保证了个体的多样性和加快了算法的收敛速度, 从而大大加快了计算速度。

(2) 通过实验与传统的分类方法进行比较, 可以看出基于人工免疫系统分类算法的分类效果要优于传统分类方法的分类效果。总精度分别由平行管道法的 67.80%, 最小距离法的 82.80% 和最大似然法的 85.00% 提高到了基于人工免疫系统分类算法的 89.80%, Kappa 系数也由平行管道法的 0.5989 最小距离法的 0.7850 和最大似然法的 0.8125 提高到了基于人工免疫系统的分类算法的 0.8725。

(3) 对于算法中的各个参数的选择, 如克隆率、交叉率、变异率的选择有待于进一步的研究。

致谢: 感谢梁勤欧博士为本文作者提供的大量资料和给予的帮助。

参 考 文 献 (References)

[1] Kin J Bentley P. The Artificial Immune Model for Network Intrusion Detection [A]. Proc 7th European Congress on Intelligent Techniques and Soft Computing Aachen [C]. Germany 1999.

[2] Carter J H. The Immune System As a Model for Pattern Recognition and Classification [J]. *Journal of the American Medical Informatics Association* 2000 7(3): 28-41.

[3] Hunt J E Cooke D E. Learning Using an Artificial Immune System [J]. *Journal of Network and Computer Application* 1996 19(2): 189-212.

- [4] Timm is J, Neal M, Hunt J. An Artificial Immune System for Data Analysis[J]. *Biosystems*, 2000, **55**: 143—150
- [5] Atkinson P M, Lewis P. Geostatistical Classification for Remote Sensing: an Introduction[J]. *Computers & Geosciences*, 2000, **26**: 361—371.
- [6] Forrest S, Perelson A S, Alldred L, et al. Self/nonself Discrimination in a Computer[A]. Proceedings of IEEE Symposium on Research in Security and Privacy[C]. 1994.
- [7] Adams D. How the Immune System Works and Why it Causes Autoimmune Diseases[J]. *Immunology Today*, 1996, **17**(7): 300—302.
- [8] Jeme N K. The Immune System[J]. *Scientific American*, 1973, **229**(1): 52—60
- [9] Xiao R B, Wang L. Artificial Immune System: Principles 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] Burnet F M. The Clonal Selection Theory of Acquired Immunity[M]. Cambridge University Press, 1959.
- [11] De Castro L N, Von Zuben F J. Clonal Selection Algorithm with Engineering Applications[A]. Proc GECCO' s 00[C]. Nevada USA, 2000
- [12] De Castro L N, Timm is J. Artificial Immune Systems: A Novel Paradigm to Pattern Recognition[A]. Artificial Neural Networks in Pattern Recognition, SOCO-2002[C]. University of Paisley UK, 2002.
- [13] De Castro L N, Von Zuben F J. aNet: An Artificial Immune Network for Data Analysis[A]. Abbass H A, Sarker R A, Newtor C S. In Data Mining: A Heuristic Approach[C]. Idea Group Publishing, USA, Chapter XII, 231—259.
- [14] De Castro L N, Von Zuben F J. Artificial Immune Systems: Part I: Basic Theory and Application. Tech. Rep RT/DCA-01/99[R]. Campinas, SP: State University of Campinas, 1999.
- [15] Liang Q O, Zhu G R. Artificial Immune Systems and Their Applications in Spatial Information Systems[J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2002, **12**: 13—16 [梁勤欧, 祝国瑞. 人工免疫系统及其在空间信息系统中的应用[J]. 测绘通报, 2002, **12**: 13—16.]
- [16] Giles M, Foody. Status of Land Cover Classification Accuracy Assessment[A]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, **80**: 185—201.

Remote Sensing Image Classification Based on Artificial Immune System

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, China)

Abstract In this paper, some initial investigations are conducted to employ Artificial immune system (AIS) for classification of remotely sensed images. As a novel branch of computational intelligence, AIS has strong capabilities of pattern recognition, learning and associative memory, hence it is natural to view AIS as a powerful information processing and problem-solving paradigm in both the scientific and engineering fields. Artificial immune system possesses non-linear classification properties along with the biological properties such as self/nonself identification, positive and negative selection, clonal selection. Therefore, AIS, like genetic algorithms and neural nets, is a tool for adaptive pattern recognition. However, few papers have concerned applications of AIS in feature extraction/classification of aerial or high resolution satellite image and how to apply it to remote sensing imagery classification is very difficult because of its characteristics of huge volume data.

Remote sensing imagery classification task by Artificial immune system 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 the immune system copes with the pathogens to mount an adaptive immune response. Secondly, classification results are evaluated by three known algorithms: 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 89.80% and 0.8725 respectively.

Key words artificial immune system; remote sensing image classification; pattern recognition; immune algorithms