

# 基于多值免疫网络的多光谱遥感影像分类

钟燕飞 张良培 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** 提出了一种基于多值免疫网络的多光谱遥感影像分类方法. 该方法用选取的训练样本对多值免疫网络进行网络训练, 得到具有记忆功能的免疫网络结构, 然后利用多值免疫网络对多光谱遥感影像进行分类. 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 88.84% 和 0.8605, 因而具有实用价值.

**关键词** 人工免疫系统; 遥感; 影像分类; 模式识别; 免疫网络

**中图法分类号** TP391

## Classification of Multi-Spectral Remote Sensing Image Based on Multiple-Valued Immune Network

ZHONG Yan-Fei ZHANG Liang-Pei LI Ping-Xiang

(State Key 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 multiple-valued immune network (MVIN) for classification of multi-spectral remote sensing image. The proposed method trains the immune network using the samples of regions of interest and obtains the memorial immune network. Image classification task by MVIN is attempted and the preliminary results are provided. The experiment show that the method is superior to traditional algorithms, and its overall accuracy and Kappa coefficient reach 88.84% and 0.8605 respectively.

**Keywords** artificial immune system; remote sensing; image classification; pattern recognition; immune network

## 1 引 言

免疫网络理论<sup>[1]</sup>由 Jerne 于 1974 年提出, 作为免疫系统的主要模型, 其主要思想是把整个免疫系统看成一个由免疫细胞组成的能够相互刺激和协调的网络用来描述免疫系统的组成、机制和功能. 以 Jerne 的免疫网络理论为基础, 结合实际的工程问题, 人们提出了多种人工免疫网络模型, 包括多值免疫网

络 (Multi-Valued Immune Network, MVIN)<sup>[2-3]</sup>、PDP 网络<sup>[4]</sup>、aiNet<sup>[5]</sup> 和动态识别免疫网络<sup>[6]</sup> 等模型. 与一般的免疫网络模型不同, 多值免疫网络模型模拟免疫系统中两种免疫细胞之间的相互作用, 并使用了多值特征集合<sup>[7]</sup> 的学习机制来分类输入的数据. 该模型在机器学习、模式识别等工程应用中取得了满意的效果, 从而显示了人工免疫系统在信息处理中的广阔应用前景. 尽管我们在国际上已提出了人工免疫系统进行多光谱遥感影像监督与非监督分

类的方法<sup>[8-9]</sup>,但并没有采用免疫网络的思想.因此,关于人工免疫网络在多光谱遥感影像信息处理中还没有得到应用.本文尝试将多值免疫网络用于遥感影像分类中,提出了基于多值免疫网络的多光谱遥感影像分类方法.

2 多值免疫网络模型

根据 Jerne 的免疫网络理论, Tang 提出了一种基于免疫应答的免疫网络模型——多值免疫网络 (Multi-Valued Immune Network, MVIN)<sup>[2-3]</sup>,其主要思想是用一种多值特征集合 ( $0 \sim m-1$  表示不同的特征) 的学习机制<sup>[7]</sup>来模拟 B 细胞和 T 细胞之间的相互反应和调节作用,并使用特征集合来分类输入的数据.

与一般的人工免疫模型不同,该模型不仅模拟了 B 细胞而且加入了 T 细胞的辅助与抑制作用,因而该模型具有极其类似免疫系统的特性.模型中包括的免疫细胞或分子有抗体、抗原、B 细胞、辅助 T 细胞( $T_H$ )和抑制 T 细胞( $T_S$ ).模型假设一个细胞层的输入输出关系为输入-细胞-输出.其实现的具体过程为:

- (1) 抗原被 B 细胞识别,吞噬出现在 B 细胞的表面,即抗原(antigen,  $g$ )提呈:抗原—B 细胞—抗原提呈;
- (2) 提呈的抗原被辅助 T 细胞( $T_H$ )发现,分泌白细胞介素( $IL_+$ ),用来激活免疫应答:抗原提呈— $T_H$ 细胞— $IL_+$ ;
- (3)  $IL_+$ 成为 B 细胞的第二个信号,B 细胞分解为浆细胞,然后合成抗体(antibody,  $b$ ),最后分泌抗体: $IL_+$ —B— $b$ ;
- (4) 如果抗原被清除,停止免疫应答.此时必须调节免疫细胞和抗体的浓度,这时抑制 T 细胞  $T_S$ 受刺激,分泌白细胞介素( $IL_-$ ),抑制免疫应答.如果停止产生抗体,则免疫应答结束:抗体— $T_S$ 细胞— $IL_-$ .

以上整个免疫应答过程可以用图 1 来表示.

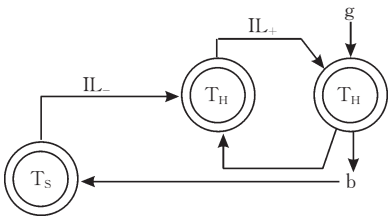


图 1 免疫应答网络

该网络具有以下 3 个特点:

- (1) 抗原是输入,抗体是输出,但是抗体的输出不是由 B 细胞决定的,而是由 B 细胞和  $T_H$  之间的相互作用决定;
- (2) 用于调节 B 细胞和  $T_H$  细胞所构成的子系统的  $T_S$  细胞也起非常重要的作用,它可以有效地抑制系统中抗体的无限制增加;
- (3) 在图中用一个细胞描述的是一类细胞的集合.

3 基于多值免疫网络的多光谱遥感影像分类

本文将多值免疫网络(MVIN)模型应用于多光谱遥感影像分类,提出基于多值免疫网络的多光谱遥感影像分类方法,分类过程主要分为 3 个步骤:①选择训练样区;②利用样本数据训练多值免疫网络,得到具有记忆功能的人工免疫网络结构;③利用多值免疫网络对影像进行分类,得到分类结果.在多值免疫网络的训练过程中,抗原对应于输入的训练样本,B 细胞群体对应输入层, $T_H$  细胞群体对应于记忆层和最后的输出, $T_S$  细胞群体对应于抑制层,抗体对应输入模式和记忆模式之间的误差,训练完成后得到的  $T_H$  细胞群体作为记忆细胞用于整幅影像的分类.

3.1 多值免疫网络训练

3.1.1 训练样区的选择

根据分类所需的类别数和已知类别属性的影像地物等先验知识在待分类的多光谱遥感影像上选择训练样区,其中假设分类类别数为  $C$ .

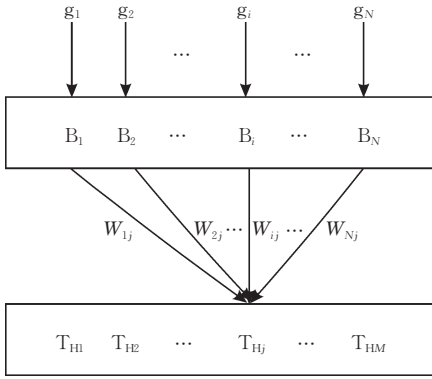
3.1.2 数据输入

抗原数据(训练样区中的样本数据)输入到 B 细胞群体(假设有  $N$  个 B 细胞),输入数据的每一个点(二进制值或多值)输入到相应的 B 细胞层.在本算法中  $N$  表示输入数据的维数,即多光谱遥感影像的波段数.

3.1.3 免疫网络初始化

- (1) 初始抗原提呈与白细胞介素( $IL_+$ )分泌
- 输入数据进入 B 细胞层后提呈给所有的  $T_H$  细胞(假设有  $M$  个  $T_H$  细胞),这个过程称为抗原提呈,如图 2 所示.其中  $M$  表示  $T_H$  细胞的个数.通常, $M$  的取值可以为分类类别数的倍数,例如  $M=C$ .

对于多值网络,可以得到  $M$  个  $N$  维的向量  $W_j$ ,即

图 2 从 B 细胞到  $T_H$  细胞的权值连接

$$W_j = W_{1j}, W_{2j}, \dots, W_{Nj} \quad (1)$$

式中,  $j=1, 2, 3, \dots, M$ , 该权值表示某个输入数据对不同的  $T_H$  细胞的刺激. 为避免激活一个从未被记忆的细胞, 在初始化时, 需要把从 B 细胞层到  $T_H$  的权值设置成很小的值, 通过下式初始化得到:

$$W_{ij} < \frac{L}{L-1+N} \quad (2)$$

其中,  $L$  是大于 1 的常数,  $N$  是输入的 B 细胞数, 也就是输入模式的维数. 例如, 当  $L=2$  时有

$$W_{ij}(0) = \frac{1}{N} < \frac{2}{1+N} \quad (3)$$

例如, 对于 6 个波段的多光谱遥感影像,  $N=6$ , 则  $W_{ij}(0) = 1/6$ .

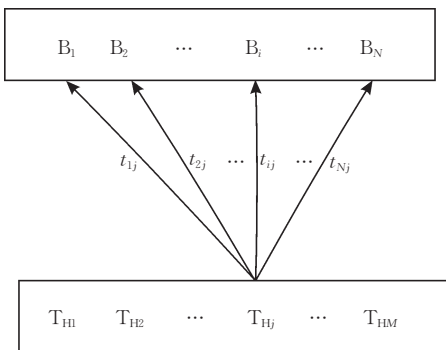
记忆层中的  $T_H$  细胞接受权值输入, 计算所有的权值总和, 其中总和最大的那个  $T_H$  细胞作为激活的细胞, 并分泌白细胞介素  $IL_+$ .

### (2) 初始化记忆模式

白细胞介素  $IL_+$  产生相应的权值向量  $W$  后, 反馈给 B 细胞层, 同时产生  $N$  维反馈向量, 如图 3 所示, 即

$$T_{Hj} = (t_{1j}, t_{2j}, \dots, t_{Nj}) \quad (4)$$

式中,  $t_{ij} = 0, 1, 2, \dots, m-1, i=1, 2, \dots, N; j=1, 2, \dots, M$ , 其中  $m$  表示多值特征. 多值免疫网络模型采用基于多值特征集合的学习机制, 其中  $0 \sim m-1$

图 3 从  $T_H$  细胞到 B 细胞的反馈权值连接

表示不同的特征. 对应于多光谱遥感影像分类中,  $m$  可以取值为影像中的最大值, 如  $m=255$ , 其中 255 表示遥感影像中的最大值.

该反馈向量称为记忆模式或者多值记忆模式. 在该免疫网络中, 为了将其应用于多光谱遥感影像分类, 用一个实数向量来表示记忆模式. 在初始化时, 所有的  $t_{ij}$  都设为能够取得最大值  $m-1$ , 即

$$t_{ij}(0) = m-1 \quad (5)$$

### (3) 初始抗体产生

在反馈给 B 细胞层(输入层)后, 输入模式与记忆模式在进行单位化后相互比较, 输入模型和记忆模型之间的误差作为 B 细胞产生的抗体输入到  $T_s$  细胞层中, 抗体可以用输入抗原  $g$  与  $T_H$  细胞的绝对值距离表示为

$$b_i = |g_i - t_{ik}(t)| \quad (6)$$

式中  $i=1, 2, \dots, N, k=1, 2, \dots, M$

### (4) 停止条件初始判断

在  $T_s$  细胞层(抑制层)中, 得到输入模式和记忆模式之间的误差(抗体)最大值  $b_{\max}$ .

$$b_{\max} = \max\{b_i, i=1, 2, \dots, N\}.$$

这个值与事先设定的耐受值  $\rho$  相比较

$$b_{\max} < \rho \quad (7)$$

式中耐受值  $\rho$  为输入模式和记忆模式之间的允许最大误差. 如果最大误差在耐受范围内, 就发生识别, 进入第 3.1.5 节的过程, 否则继续进化免疫网络, 进入第 3.1.4 节的过程.

### 3.1.4 免疫网络的进化

如果最大误差  $b_{\max}$  超过耐受, 则从  $T_s$  细胞中分泌抑制白细胞介素  $IL_-$ , 抑制那个被激活(也就是分泌  $IL_+$ )的  $T_H$  细胞, 从而造成免疫网络的再一次竞争, 进化免疫网络.

#### (1) B 细胞层到 $T_H$ 细胞层的权值修正

这些权值通过循环调整后, 第  $k$  个  $T_H$  细胞的权值用下式进行修正:

$$W_{ik}(t+1) = \frac{t_{ik}(t) \cdot g_i}{\|T_{Hk}\| * \|\mathbf{g}\| + \epsilon} \quad (8)$$

$$\|\mathbf{g}\| = \sqrt{\sum_{i=1}^N |g_i|^2} \quad (9)$$

式中,  $i=1, 2, \dots, N, t_{ik}$  是第  $k$  个  $T_H$  细胞  $T_{Hk}$  到第  $i$  个 B 细胞的反馈权值,  $g_i$  是  $i$  个输入值,  $\mathbf{g}$  是输入向量,  $\epsilon$  是一个很小的正常数.

#### (2) $T_H$ 细胞层到 B 细胞层的权值修正

通过一个实时调节函数调节, 第  $k$  个  $T_H$  细胞的修正如下式所示:

$$t_{ik}(t+1)=\frac{[t_{ik}(t)+g_i]}{2} \tag{10}$$

式中,  $i=1,2,\cdots,N$ ,  $\lceil x \rceil$  表示不比  $x$  小的最小整数. 上式是记忆向量和输入模式向量的平均值. 也就是说, 如果某一个模式被分到某个类中, 这个类的参数就根据新的输入做出调节. 同时具有原来的记忆模式和输入的新的模式的一些特征.

(3) 停止条件判断

再次判断最大抗体值是否满足耐受值. 如果最大抗体值在耐受值范围之内, 则进入第 3.1.5 节; 否则继续进行第 3.1.4 节, 不断循环更新直到最大抗体值在耐受值范围之内.

3.1.5 免疫网络输出

通过训练样本的输入进行训练后, 确定了免疫网络中的各项权值与网络结构, 从而输出免疫网络用于后面的分类.

3.2 分 类

将待分类的影像的每一个像素作为输入模式输入到多值免疫网络中, 记忆层中的  $T_H$  细胞接受权值输入, 计算所有的权值总和, 其中总和最大的那个  $T_H$  细胞作为分类细胞, 判决该像素的类别到  $T_H$  细胞所在的类别中, 最后输出影像分类结果图.

基于多值免疫网络的多光谱遥感影像分类方法流程图如图 4 所示.

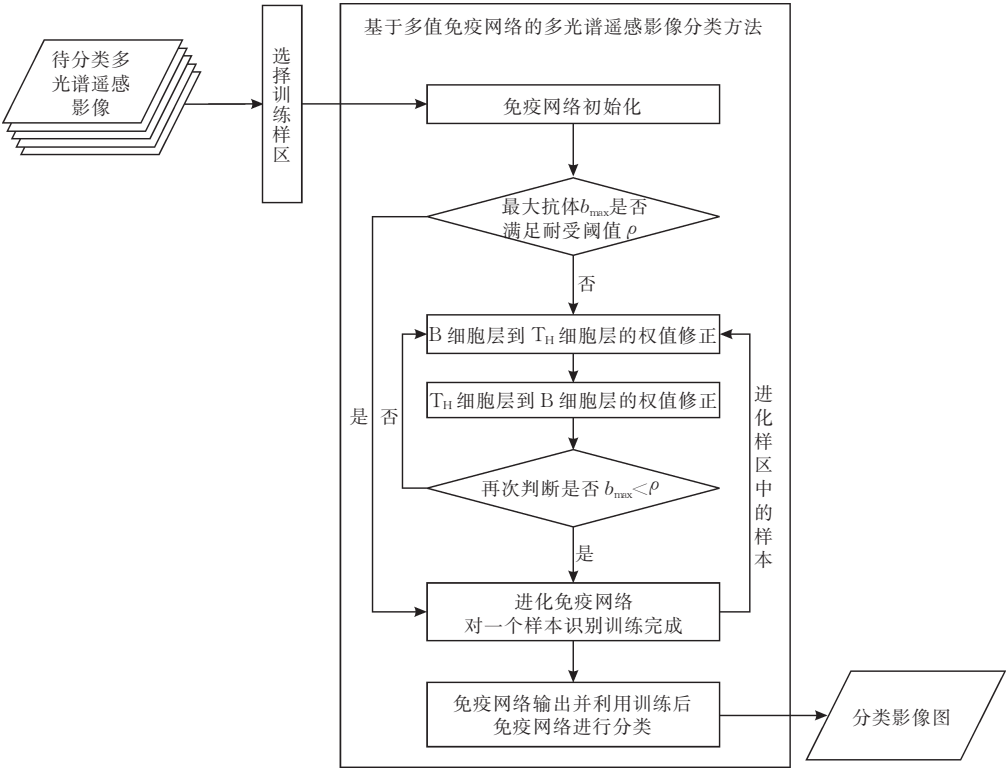


图 4 基于多值免疫网络的多光谱遥感影像分类方法流程图

4 实验结果与分析

4.1 实验数据

为了检验本文提出的基于多值免疫网络的多光谱遥感影像分类方法的分类效果, 本文利用该方法对 1998 年 10 月 26 日获取的武汉地区 TM 多光谱遥感影像进行分类. 影像大小为  $1024\times1024$ , 如图 5 所示.



图 5 武汉 TM 影像



4.2 训练样区与算法参数的选择

根据人工判读后选择五个训练样区,分别代表五个地物类别即长江、湖泊、土壤、植被和城区.其光谱曲线图如图 6 所示.为了精确对分类结果进行比较,每个训练样区均选择大约 2000 个样本,其中 1000 个为训练样本,1000 个为测试样本.

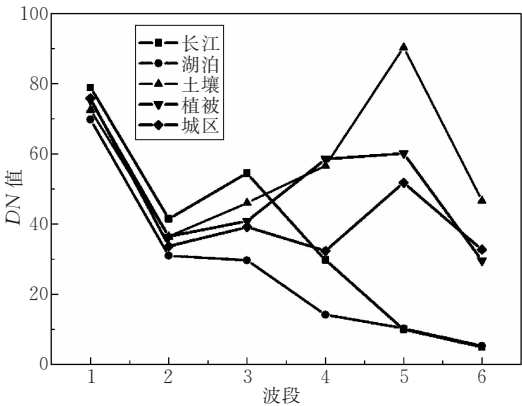


图 6 5 种地物典型光谱的 DN 值

在本实验中,多值免疫网络所需参数的取值为  $N=6$ ,  $M=5$ ,  $m=255$ ,  $\rho=0.15$ .

4.3 分类结果

为了证明第 3 节提出的基于多值免疫网络的分类算法的有效性,同时利用本文提出的基于多值免疫网络的分类方法与四种被广泛应用的传统分类方法:平行管道法、最小距离法、最大似然法和反向传

播神经网络(BP 神经网络)法,对同一幅影像(图 5 武汉 TM 影像)进行分类,得到的分类结果分别为图 7(e),图 7(a),图 7(b),图 7(c)和图 7(d). 其中 BP 神经网络法采用 1 个隐含层,BP 主要参数取值为步长  $\eta=0.25$ ,惯性项系数  $\alpha=0.9$ .

从图 7 的分类结果看,5 种分类算法对长江都进行了准确的分类,但是对其它 4 种地物进行分类时存在各种混分现象.具体如下:平行管道法由于受相似性量度阈值  $T$  影响严重,因此分类时往往存在很多错分现象.通过调查和判读,在图 7(a)中,该方法将许多应该分为城区的地物分成了土壤,并且不能对水体进行正确的分类,将图中右下角的湖泊水体,如南湖、野芷湖等判决成城区,除此之外,还存在部分未分类地物,分类效果较差,难以满足应用需求;从图 7(b)中可以看出,采用最小距离法分类时,土壤、城区和植被三种地物混分现象很严重,将右边许多城区分成了植被;在图 7(c)中,最大似然法虽然对土壤和植被的分类效果较好,但是对城区和湖泊进行分类时错分现象较多,例如将图中右下角本该属于湖泊的地物错分成了城区,整体分类效果不能令人满意;在图 7(d)中,BP 神经网络法对湖泊、土壤和植被的分类效果都比较好,但是植被和城区混分现象仍然很严重;采用本文提出的分类方法时,总体上对长江、湖泊、土壤、植被和城区的分类都比

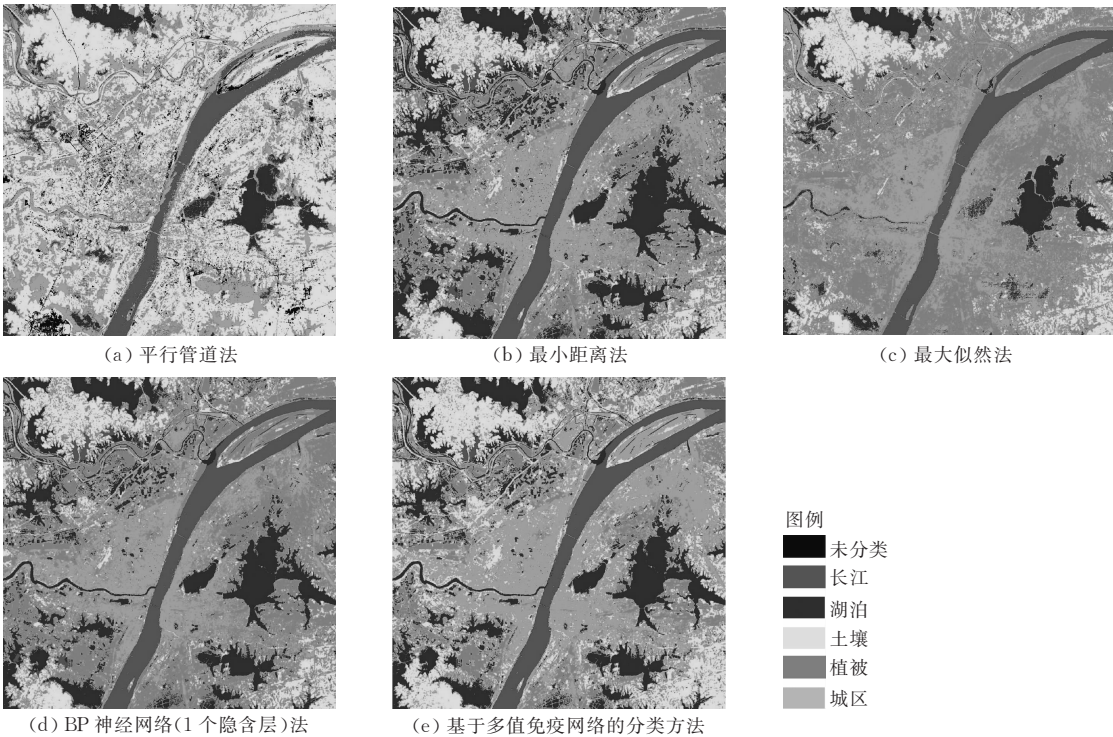


图 7 5 种分类方法分类结果比较

较准确,分类效果令人满意,其分类结果如图 7(e)所示.因此,从人工目视判读上可以看出,本文提出的基于多值免疫网络的分类方法分类效果较好,且通过实地调查比较,其分类准确度从目视效果上要比传统的分类方法更好.

#### 4.4 分类精度比较

为了更进一步地验证本文分类方法的正确性,作者将本文提出的分类方法与常用的遥感影像分类方法(平行管道法、最小距离法、最大似然法和 BP 神经网络法)进行分类精度的定量比较,每种地物的测试样本均为 1000 个.比较方法采用常用的分类比较评价指标<sup>[10]</sup>,即混淆矩阵、总精度和 Kappa 系数.其中表 1 利用测试样本对 5 种分类方法混淆矩阵进行了比较,表 2 对 5 种分类方法的总精度和 Kappa 系数进行了比较.

表 1 5 种分类方法混淆矩阵的比较

分类方法	样区	长江	湖泊	土壤	植被	城区	合计
平行管道法	未分类	0	0	3	2	3	8
	长江	998	0	0	0	0	998
	湖泊	0	620	0	0	0	620
	土壤	0	0	990	914	710	2614
	植被	0	0	5	69	283	357
	城区	2	380	2	15	4	403
	总数	1000	1000	1000	1000	1000	2681
最小距离法	长江	1000	0	0	0	0	1000
	湖泊	0	1000	0	0	0	1000
	土壤	0	0	721	125	153	999
	植被	0	0	116	681	283	1080
	城区	0	0	163	194	564	921
	总数	1000	1000	1000	1000	1000	3966
最大似然法	长江	1000	0	0	0	0	1000
	湖泊	0	751	1	0	0	752
	土壤	0	0	812	203	65	1080
	植被	0	1	86	733	129	949
	城区	0	248	101	64	806	1219
	总数	1000	1000	1000	1000	1000	4102
BP 神经网络法	长江	1000	0	0	2	0	1002
	湖泊	0	1000	62	4	16	1082
	土壤	0	0	779	52	38	869
	植被	0	0	123	886	285	1294
	城区	0	0	36	56	661	753
	总数	1000	1000	1000	1000	1000	4326
本文方法	长江	1000	0	0	2	0	1002
	湖泊	0	1000	2	23	4	1029
	土壤	0	0	844	166	102	1112
	植被	0	0	93	769	65	927
	城区	0	0	61	40	829	930
	总数	1000	1000	1000	1000	1000	4442

表 1 对 5 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、最大似然法和 BP 神经网络法的混淆矩阵对角线元素之和均小于基于多值免疫网络的多光谱遥感影像分类

算法的混淆矩阵的对角线元素之和,这样表示本文提出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 5 种分类方法的总精度和 Kappa 系数的比较中可以看出,总精度与 Kappa 系数相对于常用的分类算法有了较大的提高.

表 2 5 种分类方法总精度和 Kappa 系数的比较

分类方法	分类精度	
	总精度(%)	Kappa 系数
平行管道法	53.62	0.4205
最小距离法	79.32	0.7415
最大似然法	82.04	0.7755
BP 神经网络法	86.52	0.8315
本文方法	88.84	0.8605

从表 1 可以看出,本文算法对于各种地物分类的正确率要高于传统的分类算法.进一步进行统计计算后,分类精度比较结果如表 2 所示.从表 2 的比较结果可以得出,基于多值免疫网络的多光谱遥感影像分类方法的分类正确率要高于常用的分类方法.这是因为,平行管道法和最小距离法在训练和分类时仅考虑局部特性,因此在训练过程中常常会陷入局部最优,从而在分类时对影像进行错分;而最大似然法进行影像分类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,影响了最大似然法的分类精度. BP 神经网络法的分类精度相对于前面三种分类算法有了较大的提高,但是 BP 神经网络法对训练样本比较敏感,分类精度受训练样本的影响非常大,在先验知识较少时,选择的训练样区得到的分类效果可能不理想.本文提出的分类方法不但具有人工免疫网络的自组织、自学习能力,而且具有多值免疫网络的自记忆与多值计算功能,因此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,具有较高的分类精度.

## 5 算法参数分析

免疫网络中的耐受值  $\rho$  为本文方法中重要的控制参数, $\rho$  值的大小直接影响到免疫网络的进化与分类的精度.为了对算法参数进行分析,作者通过比较不同  $\rho$  值时得到的总体分类精度来分析  $\rho$  对算法的影响.

分别使  $\rho$  的取值为  $\{0.05, 0.1, 0.15, 0.2, 0.25, 0.3, 0.35, 0.4\}$ ,分别计算这 8 种  $\rho$  值下对应的算法分类精度,如图 8 所示.从图 8 中可以看出当  $\rho$  的取

值范围在 $[0.05, 0.15]$ 时, 分类精度较高, 达到 89% 左右, 可以实现精细的地物分类. 当  $\rho$  值小于 0.15 时, 各类间的差距减少, 分类精度变化较大, 呈线性下降趋势, 这时实现的分类结果为粗分类. 对于大部分的分类需求,  $\rho$  值一般取值范围为 $[0.05, 0.15]$ . 另外需要注意的是当  $\rho$  值越小, 则需要的计算时间有所延长.

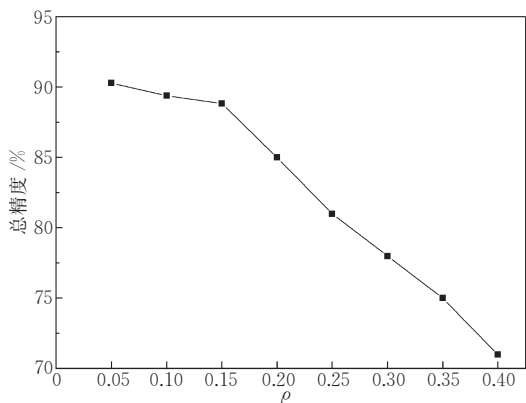


图 8  $\rho$  对分类精度的影响

## 6 结 论

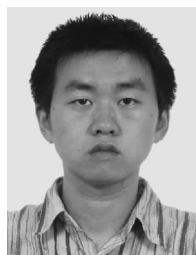
(1) 本文提出的基于多值免疫网络的多光谱遥感影像分类方法不仅继承了人工免疫网络自学习、自适应等优点, 而且具有多值免疫网络自记忆和多值计算功能, 保证了免疫网络结构的最优化, 满足遥感影像分类的需要.

(2) 通过对武汉 TM 多光谱遥感影像分类的实验可以看出, 与传统的分类算法比较, 基于多值免疫网络的多光谱遥感影像分类方法在分类效果上要优于传统的分类算法, 其总精度分别由平行管道法的 53.62%、最小距离法的 79.32%、最大似然法的 82.04% 和 BP 神经网络法的 86.52% 提高到了基于多值免疫网络分类算法的 88.84%, Kappa 系数也由平行管道法的 0.4205、最小距离法的 0.7415、最大似然法的 0.7755 和 BP 神经网络法的 0.8315 提高到了本文分类算法的 0.8605.

(3) 通过对算法主要参数耐受值  $\rho$  的分析得出, 对于多光谱遥感影像分类来说, 当  $\rho$  值在 $[0.05, 0.15]$ 之间时可以得到较高的分类精度, 满足遥感影像分类需求.

## 参 考 文 献

- [1] Jerne N K. Towards a network theory of the immune system. *Annual Immunology*, 1974, 125c: 51-60
- [2] Tang Z, Yamaguchi T, Tashima K et al. Multiple-valued immune network model and its simulations//*Proceedings of the 27th International Symposium on Multiple-Valued Logic*. Autogonish, Canada, 1997: 233-238
- [3] Tang Z, Hebishima H, Tashima K et al. An immune network based on biological immune response network and its immunity. *IEICE Transactions on Fundamentals*, 1997, J80-A(11): 1940-1950
- [4] Vertosick F T, Kelly R H. Immune network theory: A role for parallel distributed processing. *Immunology*, 1989, 66: 1-7
- [5] De Castro L N, Von Zuben F J. An evolutionary immune network for data clustering//*Proceedings of the IEEE SBRN'00 (Brazilian Symposium on Artificial Neural Networks)*. Rio de Janerio, Brazil, 2000: 84-89
- [6] Ishida Y. The immune system as a prototype of autonomous decentralized systems: An overview//*Proceedings of the International Symposium on Autonomous Decentralized Systems*. Berlin, 1997: 85-92
- [7] Tang Z, Cao Q, Ishizuka O. A learning multiple-valued logic network: Algebra, algorithm, and applications. *IEEE Transactions on Computers*, 1998, 47(2): 247-251
- [8] Zhong Y, Zhang L, Huang B, Li P. An unsupervised artificial immune classifier for multi/hyper-spectral remote sensing image. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2006, 44(2): 420-431
- [9] Zhang L, Zhong Y, Huang B, Li P. A resource limited artificial immune algorithm for supervised classification of multi/hyper-spectral remote sensing image. *International Journal of Remote Sensing*, 2007, 288(7): 1665-1686
- [10] Foody G M. Status of land cover classification accuracy assessment. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 80(1): 185-201



**ZHONG Yan-Fei**, born in 1982, Ph.D., lecturer. His current research interests include remote sensing image processing, pattern recognition and artificial intelligence.

**ZHANG Liang-Pei**, born in 1962, Ph.D., professor, Ph.D. supervisor. His research interests include hyperspectral remote sensing, image processing, and artificial intelligence.

**LI Ping-Xiang**, born in 1964. Ph.D., professor, Ph.D. supervisor. His research interests include photogrammetry and image processing.

## Background

Artificial immune systems (AIS) have recently drawn increased attention from the Artificial Intelligence community. AIS, which are inspired by the immune systems, use the immunological properties in order to develop adaptive systems to accomplish a wide range of tasks in various areas of research including pattern recognition, intrusion detection, clustering, optimization, and intelligence control. In spite of the successful application of AIS in several fields, few applications have been reported in remote sensing. In the previous work, the authors have proposed an unsupervised artificial immune classifier published in *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* (Vol. 44, No. 2, 2006) and a supervised classification algorithm based on AIS that will published in the *International Journal of Remote Sensing*, respectively.

Different with the previous work, the authors propose a new algorithm based on multiple-valued immune network to perform remote sensing image classification. In contrast to the conventional classifiers, the proposed algorithm is a self-learning highly robust algorithm. Specifically, the novelty of the algorithm lies in the following aspects: (a) it is a data driven self-adaptive method as it can adjust itself to the data without any explicit specification of functional or distributional form for the underlying model; (b) it is viewed as a universal functional approximator since it can approximate

any function with arbitrary accuracy; and (c) it inherits multiple-valued logic computational capability and the memory property of multiple-valued immune network and can recognize the same or similar antigen quickly at different times. The proposed algorithm has been examined with multi-spectral image, and it is demonstrated that this algorithm can achieve high classification accuracy, thus providing an effective option for multi-spectral remote sensing image classification.

This work was supported in part by the 973 Program of the People's Republic of China under grant 2006CB701302, in part by the National Natural Science Foundation of China under grant 40471088 and 40523005. The purpose of the National Natural Science Foundation of China under Grant 40471088, named intelligent hyperspectral remote sensing image processing based on artificial immune systems, are to solve various problem in hyperspectral remote sensing, such as image classification, spectral matching and decomposition of mixture pixels, by intelligence methods based on artificial immune systems. The proposed algorithm based on multiple-valued immune network is to perform remote sensing image classification. By the experiment, it is demonstrated that our method is superior to traditional algorithms and is an effective option for remote sensing image classification.