

Fuzzy ARTMAP 神经网络在土地覆盖 分类中的应用研究

韩 敏 程 磊 唐晓亮

(大连理工大学电子与信息工程学院自动化系,大连 116023)

摘 要 面对数量激增、包含信息日趋复杂的遥感影像,如何快速有效地自动分类已成为遥感领域亟待解决的问题。以 TM 影像为实例,探讨了 Fuzzy ARTMAP 神经网络在土地覆盖分类方面的应用。在总结 Fuzzy ARTMAP 网络警戒系数调整方法的基础上,提出了一种新的设置和调整警戒系数的方法。实验结果表明,这种新方法可以解决人为选择警戒系数效率低、难以取得合适数值的问题,并能提高网络的收敛速度和分类精度,结合本文所提算法的 Fuzzy ARTMAP 神经网络与最大似然法和传统 Fuzzy ARTMAP 网络相比较,训练时间缩短,分类精度有所提高。Fuzzy ARTMAP 网络用于土地覆盖分类研究可以获得相对较好的分类结果。

关键词 遥感 土地覆盖分类 Fuzzy ARTMAP 参数调整

中图分类号: TP751 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2005)04-0415-05

Application Study of Fuzzy ARTMAP Neural Network in Classification of Land Cover

HAN Min, CHENG Lei, TANG Xiao-liang

(School of Electronic and Information Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116023)

Abstract The amount of remotely data images increases rapidly, and the information that the images contain becomes more and more complicated. How to classify remotely sensed images automatically and effectively is a problem needed to be solved. This paper explores the application of Fuzzy ARTMAP neural network in classification of land cover. The adjusting methods of vigilance parameter are summarized. An automatic adjusting algorithm is proposed. The simulation results show that the automatic adjustment algorithm can increase the efficiency of selecting the optimum parameter value. The convergence speed and classification accuracy can also be improved through the automatic adjusting algorithm. The Fuzzy ARTMAP neural network with the automatic adjusting algorithm has shorter training time and higher classification accuracy than maximum likelihood classifier and traditional Fuzzy ARTMAP. A relatively satisfied classification result can be achieved by using Fuzzy ARTMAP in land cover classification.

Keywords remote sensing, classification of land cover, Fuzzy ARTMAP, parameter adjustment

1 引 言

自适应共振理论 ART (adaptive resonance theory) 网络模型是由美国波士顿大学数学系自适应系统中心的 Grossberg 和 Carpenter 提出的,目前已经发展了一系列的 ART 神经网络,包括 ART-1、

ART-2、Fuzzy ART 等。其中最先出现的 ART-1 神经网络只能处理二进制输入模式,ART-2 神经网络拓展了 ART-1 网络功能,可以处理任意模拟输入,有广泛的应用范围,但模型本身存在着模式漂移等缺陷^[1,2]。EART 网络是一种将 ART-2 网络原理与遥感影像分类技术相结合的网络模型,具有简单实用的特点^[3],但其分类标准过于严格,难以处理遥感

基金项目:国家自然科学基金重点资助项目(50139020)

收稿日期:2003-07-17;改回日期:2004-07-21

第一作者简介:韩敏(1959~),女,教授。1999 年于日本国立九州大学获工学博士学位。研究方向为神经网络、专家系统、3S 系统及混沌序列分析。E-mail: minhan@dlut.edu.cn

信息具有的不确定特性^[4,5]。因此采用可进行模糊分类的 Fuzzy ARTMAP 网络模型,能较好地解决这种不确定性^[6-9]。

本文综合考虑了警戒系数调整的不合理因素和造成网络训练速度延迟的因素,提出了一种根据网络对遥感影像样本的实时分类结果调整警戒系数的算法。

2 Fuzzy ARTMAP 网络警戒系数的设置和调整方法

Carpenter 和 Grossberg 提出的 Fuzzy ARTMAP 网络包括两个模糊 ART 模块(ART_a 和 ART_b),它们通过中间匹配域 F^{ab} (map field) 实现输入模式 A 和目标模式 B 的相互匹配关系(如图 1 和表 1 所示),网络训练算法可用图 2 简要描述。具体论述参见文献[10]、[11]。

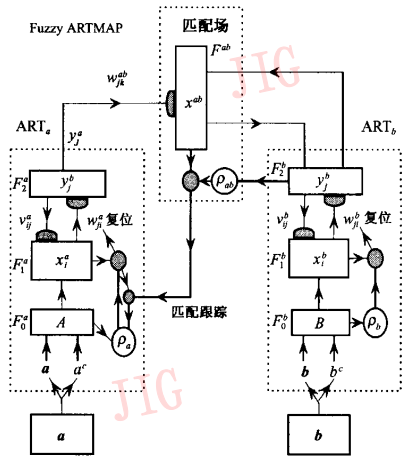


图 1 Fuzzy ARTMAP 网络结构

Fig. 1 The architecture of Fuzzy ARTMAP

表 1 图 1 中的参变量列表

Tab. 1 Parameters list in Fig. 1

下标参数	短期记忆变量	长期记忆变量	网络参数	输入向量
$i: F_1 (F_1^a, F_1^b)$	$x_i^a: F_1^a$ 层神经元变量	$w_{ji}^a (w_{ji}^b):$ 从 $F_1^a (F_1^b)$ 层到 $F_2^a (F_2^b)$ 层的权值	$\rho_a:$ ART _a 模块警戒参数	$a:$ ART _a 模块输入向量, 待分类模式向量
层神经元下标	$x_i^b: F_1^b$ 层神经元变量	$v_{ij}^a (v_{ij}^b):$ 从 $F_2^a (F_2^b)$ 层到 $F_1^a (F_1^b)$ 层的权值	$\rho_{ab}:$ 匹配场警戒参数	$b:$ ART _b 模块输入向量, 训练过程中, a 向量的目标类别向量
$j: F_2 (F_2^a, F_2^b)$	$y_j^a: F_2^a$ 层神经元变量	$w_{ji}^a (w_{ji}^b):$ 从 $F_2^a (F_2^b)$ 层到 F^{ab} 层的权值	$\alpha:$ 选择参数	
层神经元下标	$y_j^b: F_2^b$ 层神经元变量	$v_{ij}^a (v_{ij}^b):$ 从 F^{ab} 层到 $F_1^a (F_1^b)$ 层的权值	$\beta:$ 学习率参数	
$k: F^{ab}$ 层神经元下标	$x_k^{ab}: F^{ab}$ 层神经元变量	$w_{ji}^a (w_{ji}^b):$ 从 $F_2^a (F_2^b)$ 层到 F^{ab} 层的权值	$N_a:$ ART _a 模块 F_2^a 层神经元个数	
			$N_b:$ ART _b 模块 F_2^b 层神经元个数	
			$M_a:$ 输入向量 a 的维数	
			$M_b:$ 输入向量 b 的维数	

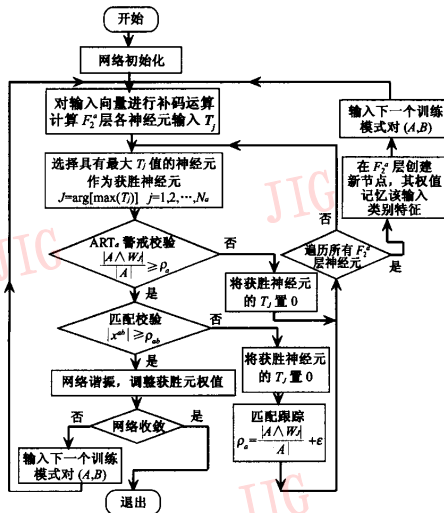


图 2 Fuzzy ARTMAP 训练算法流程

Fig. 2 The flow chart of training algorithm of Fuzzy ARTMAP

传统的网络算法,参数选取问题往往被一笔带过,但在编程实践过程中参数的选取与样本的采集一样对图像的处理结果产生很大的影响。警戒系数的设置是 ART 网络的基本特征也是保持网络稳定性的重要措施,目前主要有两种警戒系数的调整方法。

方法 1 在匹配场 F^{ab} 中, X^{ab} = y^a ∧ w_j^a (∧ 为模糊“与”运算), 如果 |X^{ab}| < ρ_{ab} 则进入匹配跟踪程序^[10], 调整 ART_a 警戒系数为

$$\rho_a = \frac{1}{M_a} \sum_{i=1}^{2M_a} x_i^a + \varepsilon \quad (1)$$

这种方法的缺点是警戒系数为单一值且 ρ_a 的取值仅由输入向量决定,而与网络自身的结构特征无关。因为各个类别的特征不同,各类别的匹配紧密程度也不同,所以仅用单一警戒系数值 ρ_a 衡量不同类别匹配程度是不适合的。网络的收敛速度也有待提高。

方法 2 把传统方法中的 F^{ab} 层警戒系数 ρ_{ab} 去掉,将 ART_a 模块中的警戒系数 ρ_a 从单一数值扩展

为 N_a 维向量: $\rho_a = \{\rho_a^{(j)}; j \in [1, N_a]\}$ 。其中, $\rho_a^{(j)}$ 表示 ART_a 模块中第 j 类的警戒系数, N_a 表示 ART_a 输出层神经元个数, ART_a 还有一个底线警戒系数 ρ_a^{\min} , 且满足 $\rho_a^{(j)} \geq \rho_a^{\min}$ 。找到获胜神经元后, 警戒系数自适应调整公式如下:

$$\rho_a^{(j)} = \frac{M_a - |R_j \oplus a|}{M_a} \quad (2)$$

其中, a 为输入矢量, R_j 表示超方形, 具体详见文献 [6]、[12]。该方法扩充了警戒系数, 克服了方法一匹配标准过于单一的问题, 但不同类别之间缺乏联系, 网络实际上是不同“类族”^[12] 的叠加。网络收敛速度问题也没有解决。为此, 提出以下方法。

方法3 保留匹配场 F^{ab} 的警戒系数 ρ_{ab} 。网络警戒系数的调整不仅要考虑同一类族的影响, 也要考虑网络中其他类族的影响。

(1) 在网络的类别选择过程中(见图2中“选择最大 T_j 值”的模块, 详细描述参见文献[10]), 增加警戒系数 ρ_r 以提高网络的收敛速度。传统 Fuzzy ARTMAP 网络创建一个新类别节点(F_2^a 层节点)的过程, 需要等到把输入向量与网络已有的全部类别特征逐个比较(且均未满足匹配条件)后才会触发。这是制约该网络收敛速度的主要因素。

对于包含新类别信息的输入向量 I , 计算 F_2^a 层中与新类别对应的新增节点的输入值

$$T_{new}(I) = \frac{|I \wedge w_{new}|}{\alpha + |w_{new}|} = \frac{|I|}{\alpha + 2M_a} = \frac{M_a}{\alpha + 2M_a} \quad (3)$$

当 $\alpha \ll 2M_a$ 时, $T_j(I) \approx 0.5$, 故取 $\rho_r = 0.5$, 当 $T_j(I)$ 的值小于 ρ_r 时, 立即创建新节点。设置 ρ_r 可明显提升网络的收敛速度。

(2) 将 ART_a 模块警戒系数 ρ_a 从单一值扩展到 N_a 维向量: $\rho_a = \{\rho_a^{(i)}; i \in [1, N_a]\}$, 其中 $\rho_a^{(i)}$ 表示 F_2^a 层中第 i 个节点对应的子类别的警戒系数。在下一时刻的训练模式对 (A, B) 输入网络之前, $\rho_a^{(i)}$ 依据下面公式动态调整:

$$\rho_a^{(i)}(t) = \rho_a^{(i)}(t-1) + \Delta\psi + \Delta\varphi \quad (4)$$

其中, $\rho_a^{(i)}(t)$ 为 t 时刻的警戒系数值 $\rho_a^{(i)}$, $\Delta\psi$ 为与同一类别中其他神经元相关联的增量, $\Delta\varphi$ 为与不同类别相关联的增量。

$$\Delta\psi = - \left(\frac{n_j(t)}{\sum_{r \in k} n_r(t)} - \frac{n_j(t-1)}{\sum_{r \in k} n_r(t-1)} \right) \quad (5)$$

$$\Delta\varphi = \frac{N_k(t)}{N_a(t)} - \frac{N_k(t-1)}{N_a(t-1)} \quad (6)$$

其中, $n_j(t)$ 表示到 t 时刻为止, F_2^a 层第 j 个神经元(属于第 k 类)被激活(判定为获胜神经元)的次数; $\sum_{r \in k} n_r(t)$ 表示到 t 时刻为止, F_2^a 层中所有属于第 k 类的神经元被激活的次数总和; $N_k(t)$ 表示到 t 时刻为止, 在 F_2^a 层中属于第 k 类的神经元的总数; $N_a(t)$ 示到 t 时刻为止, F_2^a 层神经元总数。 $\Delta\psi$ 反映了第 j 个节点的激活次数与属于同一类别的其他神经元的激活次数之间的关系: 当神经元 j 被激活后, 由式(5), $\Delta\psi$ 为负值, 按照式(4)节点 j 对应的警戒系数 $\rho_a^{(j)}$ 减小, 而其他节点的警戒系数增大。对属于同一类别的 F_2^a 层神经元而言, $\Delta\psi$ 既是获胜神经元的奖励项也是其他未获胜神经元的惩罚项, 因为警戒系数越小网络谐振越容易发生。

$\Delta\varphi$ 平衡了不同类别的影响范围, 防止出现个别类别竞争力过强的情况发生。在 F_2^a 层创建新的类别神经元时, 由式(6)可知, $\Delta\varphi$ 为正, 将导致警戒系数增加(见式(4)), 如果某一类别拥有过多的与对应的 F_2^a 层神经元, $\Delta\varphi$ 使得网络在创建属于该类别的神经元的过程中不断增加警戒系数值, 从而该类别的匹配条件变得苛刻。相反 $\Delta\varphi$ 使具有较少 F_2^a 层神经元的类别更容易创建新的神经元点, 扩展影响范围。

方法3 的突出特点是将网络的结构信息作为警戒系数的调整依据, 并且提高了收敛速度, 省去了人为的繁琐调整过程。图3是加入方法3后的网络结构示意图。

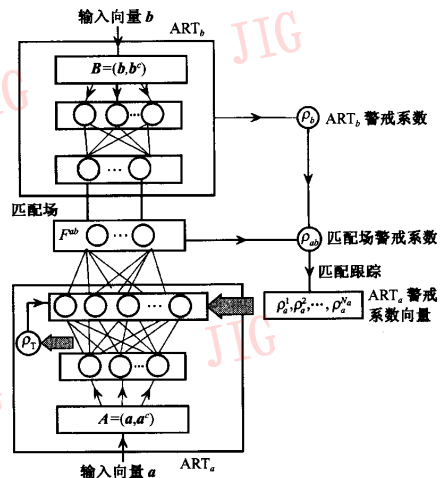


图3 改进的 Fuzzy ARTMAP 网络结构图
Fig. 3 The architecture of the improved Fuzzy ARTMAP

3 遥感数据

采用覆盖扎龙湿地的 1/2 景 TM 影像研究扎龙湿地的土地覆盖分类。扎龙保护区位于黑龙江省西部乌裕尔河下游齐齐哈尔市及富裕、林甸、杜蒙、泰来县交界地域,面积 210 000ha²。地理坐标:46°52' ~ 47°32'N,123°47' ~ 124°37'E。扎龙保护区是以芦苇沼泽为主的内陆湿地和水域生态系统,亦称扎龙湿地。扎龙湿地是中国北部最完整。原始和广阔的湿地生态系统,它已被列入国际重要湿地名录。

影像的获取时间为 2001 年 10 月 5 日,影像大小为 4871 × 2871 像素,覆盖约 15000km² 土地面积。影像中心点地理坐标为:46°57'N,124°15'E。地面分辨率为 30m。待分类图像采用由 TM 影像 7 个波段中的 4、3、2、3 个波段合成的假彩色红外合成图像(见图版 I 图 1(a))。经目视判读,结合土地利用现状图,确定扎龙湿地 TM 影像区域内主要包括七大类地物,它们分别是:水域、沼泽地、耕地、林地、草地、居民地和盐碱地、及一些地物的细分类:遭遇火灾的芦苇地(火烧区)、轻度沼泽、重度沼泽等^[13]。

4 数据的选取及实验结果分析

Landsat TM/ETM+ 影像的 4,3,2 波段光谱值组合能最好地反映土地植被特征,根据目视判读结果并结合土地利用现状图和 2003 年 5 月、11 月的实地调查资料,在假彩色红外合成影像上选取了 2 700 个像素点作为神经网络的训练样本,(见表 2,其中 TM4, TM3, TM2 分别代表 TM 影像的第 4、第 3、第 2 波段数值),1 800 个像素点作为神经网络校验样本,检验分类精度,为防止因不同类别样本数目的不同而对分类产生不利影响,各类别样本数目保持相等。采用误差矩阵法对分类精度进行分析。误差矩阵法的主要参考指标有生产者精度、用户精度、总体精度和 kappa 系数等^[14]。生产者精度是指某一类被正确分类的概率;用户精度是指被分为某一类的像素中是正确分类的比率;kappa 系数是综合整个误差矩阵的信息提出的一个精度表达系数,可以比较不同分类器的误差矩阵在精度上的差异,计算公式为

$$kappa = \frac{n \sum_{k=1}^q n_{kk} - \sum_{k=1}^q n_{k+} n_{+k}}{n^2 - \sum_{k=1}^q n_{k+} n_{+k}} \quad (7)$$

其中, n 为总的样本数量, q 为分类数, n_{kk} 为第 i 类被正确分为 i 类的数量(误差矩阵对角线元素), n_{k+} 和 n_{+k} 分别为 i 类的样本数量和被分为 i 类的数量。表 3、表 4 和表 5 分别列出由误差矩阵推导出的生产者精度、用户精度、kappa 系数和总体精度。

表 2 波段值和训练样本数目

Tab. 2 Value of bands and number of training set

类别	波段			样本个数
	TM4	TM3	TM2	
水体	18	63	93	300
轻沼泽	155	149	139	300
重沼泽	70	69	71	300
火烧地区	4	30	45	300
农业用地	195	190	162	300
林地	147	67	92	300
草地	73	90	106	300
居民地	85	133	140	300
盐碱地	215	255	253	300

表 3 校验样本的生产者精度对比表 (%)

Tab. 3 Producer's accuracy of validation set

土地覆盖类型	ML 法	传统 FAM	文献[12]FAM	本文 FAM
水体	79.5	90.5	93.5	100
轻沼泽	80	92.5	95	100
重沼泽	78.5	86	91.5	97
火烧区	86.5	95.5	95.5	99.5
农业用地	71.5	79	89	94.5
林地	88.5	90	94.5	96
草地	84.5	83	88.5	94
居民地	86	86	90.5	100
盐碱地	85	97.5	97.5	100

表 4 校验样本用户的精度对比表 (%)

Table 4 User's accuracy of validation set

土地覆盖类型	ML 法	传统 FAM	文献[12]FAM	本文 FAM
水体	75.7	90.9	90.7	100
轻沼泽	77.3	92	95	99
重沼泽	75.8	85.6	93.4	96
火烧区	96.1	100	96.9	100
农业用地	72.3	78.2	88.1	94
林地	92.1	98.4	100	100
草地	71.1	75.8	84.6	95.4
居民地	85.1	82.3	87.8	96.6
盐碱地	94.4	195	100	100

表 5 混淆矩阵推出的 kappa 系数和总体精度对比表

Tab. 5 kappa and overall accuracy deduced by confusion matrix

精度参数	ML 法	传统 FAM	文献[12]FAM	本文 FAM
kappa	0.794	0.875	0.919	0.976
总体精度	0.817	0.889	0.928	0.979

分别应用最大似然法(ML法)、传统 Fuzzy ARTMAP(FAM)网络、文献[12]中的方法和本文所述的 Fuzzy ARTMAP 网络对 TM 遥感影像进行分类,分类结果见图版 I 图 1(b)~(e)。由这 4 幅图可以看出应用最大似然法分类,轻沼泽与农业用地由于光谱特征近似的原因,极易混淆、分类精度低,其他类别边缘也模糊不清(见图版 I 图 1(b))。应用 Fuzzy ARTMAP 网络分类能准确地区分各类地貌,而且大多数类别边缘划分清楚,只有一些局部存在误差(居民地和周边草地的混淆,见图版 I 图 1(c))。应用本文的警戒系数调整法能将 Fuzzy ARTMAP 网络分类误差进一步降低(见图版 I 图(e)),而且收敛速度明显加快(表 6),文献[12]的方法也能在一定程度上提高网络分类精度,但是收敛速度较慢(图版 I 图(d)、表 6)。

表 6 网络训练时间比较

Tab. 6 Training time

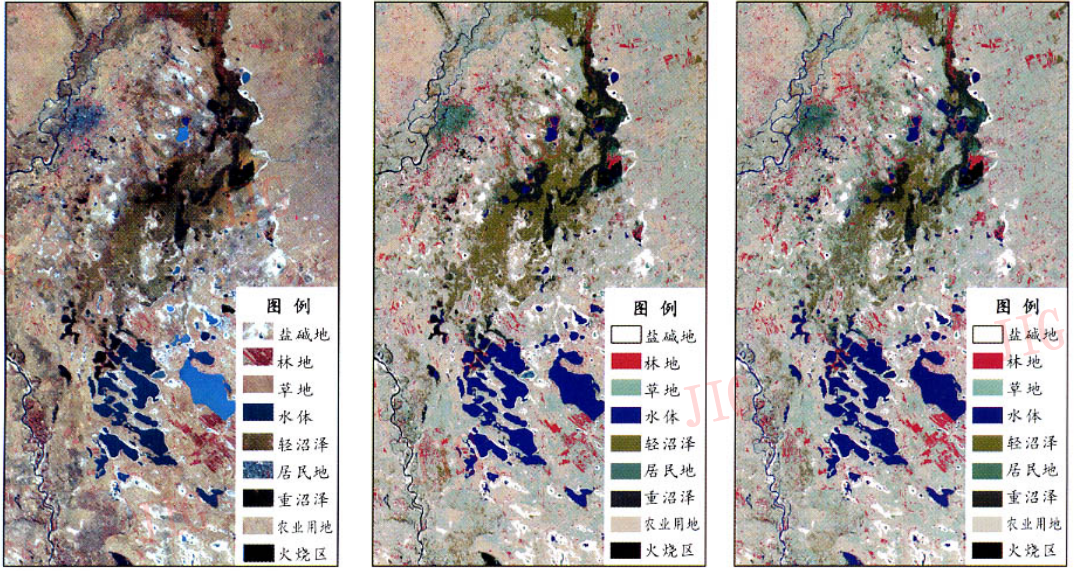
分类方法	训练时间	单位:s
最大似然法	139.2	
传统 FAM 网络	89.4	
文献[12]提出的改进型 FAM 网络	91.5	
本文提出的改进的 FAM 网络	58.7	

5 结论

Fuzzy ARTMAP 网络具有结构清晰、易于搭建、分类精度高等优势,用于土地覆盖分类研究可以获得相对较好的分类结果。应用本文所提出的警戒系数设置和调整算法可以根据网络结构特征调整网络警戒系数,从而解决人为选择警戒系数难以达到理想结果的问题,并使 Fuzzy ARTMAP 网络收敛速度增加,分类精度得到提高。实验结果表明,结合本文所提算法的 Fuzzy ARTMAP 神经网络与最大似然法和传统 Fuzzy ARTMAP 网络相比较训练时间缩短,分类精度有所提高。

参考文献 (References)

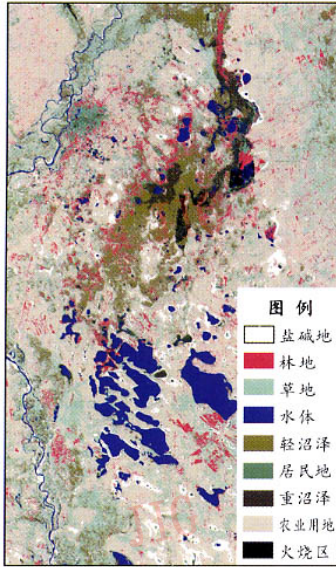
- Cong S, Zheng Y S, Wang Y W. The improvement and modeling implementation of ART-2 neural network[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2002, 38(14):25~27. [从爽,郑毅松,王怡雯. ART-2 神经网络的改进及建模实现[J]. *计算机工程与应用*, 2002,38(14):25~27.]
- Han X Y, Liu R Y. Modification of learning algorithms of ART-2 network[J]. *Journal of Data Acquisition & Processing*, 1996, 11(4):241~245. [韩小云,刘瑞岩. ART-2 网络算法的改进[J]. *数据采集与处理*, 1996,11(4):241~245.]
- Lin H, Wang Z G. The application of the ART network in the color classification of maps[J]. *Journal of XiDian University*, 1994, 21(4):419~425. [林桦,王正光. ART 网在地图彩色分类中的应用[J]. *西安电子科技大学学报*, 1994,21(4):419~425.]
- Pan X Z, Zeng Z Y. Some technological problems in satellite data processing for land resources inventory in the area of three gorges of Yangtze river[J]. *Remote Sensing of Environment China*, 1994, 9(3):209~214. [潘贤章,曾志远. 长江三峡地区资源遥感图像处理重的几个技术难题[J]. *环境遥感*, 1994, 9(3):209~214.]
- Zhou C H, Luo J C, Yang X M, et al. Remote sensing geography comprehension and analysis[M]. Beijing: Science Press, 2001: 24~34,245~255. [周成虎,骆剑承,杨晓梅等. 遥感影像地学理解与分析[M]. 北京:科学出版社,2001:24~34,245~255.]
- Carpenter G A, Gajja M N, Gopal S, et al. ART neural networks for remote Sensing: vegetation classification from landsat TM and terrain data[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1997, 35(2):308~325.
- Liu Z J, Wang C Y, Yan H, et al. High resolution land cover image classification and evaluation based on Fuzzy ARTMAP neural network[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2003, 8(2):151~154. [刘正军,王长耀,延昊等. 基于 Fuzzy ARTMAP 神经网络的高分辨率图像土地覆盖分类及其评价[J]. *中国图象图形学报(A版)*, 2003,8(2):151~154.]
- Lin J, Bao G S, Jing R Z, et al. A study of FasART neuro-fuzzy networks for supervised classification of remotely sensed images[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2002, 7(12):1263~1268. [林剑,鲍光淑,敬荣中等. FasART 模糊神经网络用于遥感图像监督分类的研究[J]. *中国图象图形学报(A版)*, 2002, 7(12):1263~1268.]
- Chralampidis D, Kasparis T, Georgiopoulos M. Classification of noisy signals using Fuzzy ARTMAP neural networks[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2001, 12(5): 1023~1036.
- Carpenter G A, Grossberg S, Markuzon N, et al. Fuzzy ARTMAP: A neural network architecture for incremental supervised learning of analog multidimensional maps[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1992, 3(5): 698~713.
- Carpenter G A, Milenova B L, Noeske B W. Distributed ARTMAP: a neural network for fast distributed supervised learning[J]. *Neural Networks*, 1998, 11(5): 793~813.
- Li M, Yan C H, Liu G H. Fuzzy ARTMAP with adaptive vigilance parameter for each cluster[J]. *Journal of Image and Graphics*, 1999, 4(5):377~382. [黎明,严超华,刘高航. 具有自适应警戒系数的模糊 ARTMAP 神经网络[J]. *中国图象图形学报(A版)*, 1999,4(5):377~382.]
- Min H, Cheng L. Neural network model for classification of aerial photograph[A]. In: *Proceedings of the 21th Chinese Control Conference[C]*, Qin H S. eds, HangZhou: Zhejiang University Press, 2002:452~456. [韩敏,程磊. 用于航空图片分类的神经网络模型[A]. 见:第 21 届中国控制会议论文集[C], 秦化化淑编,杭州:浙江大学出版社, 2002:452~456.]
- Foody G M. Status of land cover classification accuracy assessment[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002,80(1): 185~201.



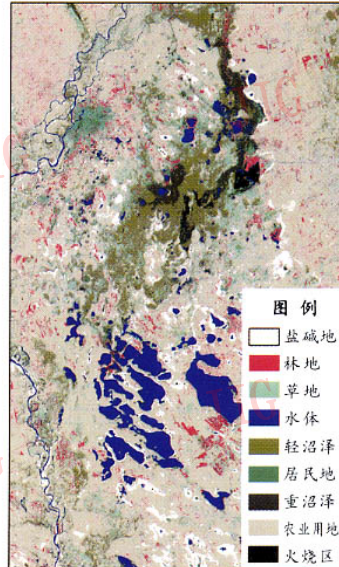
(a) 扎龙湿地保护区

(b) 最大似然法分类结果

(c) 传统FAM网络分类结果



(d) 文献 [12] 的FAM网络
算法分类结果



(e) 本文改进的FAM网络
算法分类结果

图1 各种算法分类结果

Fig.1 The classification result of different algorithm