

基于 Fuzzy ARTMAP 神经网络的高分辨率图象 土地覆盖分类及其评价

刘正军 王长耀 延昊 牛铮 王雷

(中国科学院遥感应用研究所 遥感信息科学重点实验室, 北京 100101) (南京大学城市与资源学系, 南京 210093)

摘要 主要讨论了基于 Fuzzy ARTMAP 神经网络的高分辨率遥感图象土地覆盖分类方法及其实践. 首先介绍了 Fuzzy ARTMAP 神经网络的原理, 然后用 SPOT XS 图象试验数据进行土地覆盖分类, 分类结果与传统的最大似然监督分类(MLC)、反馈式(Back Propagation, BP)神经网络的分类结果进行了比较. 通过抽取 500 个样点对 3 种分类结果进行精度评价表明, Fuzzy ARTMAP 神经网络相对其他两种方法, 分类精度均有不同程度的改善, 具有更好的分类结果, 总分类精度比 MLC 和 BP 算法分别提高 17.41%、7.32%. 最后, 对不同分类方法对于土地覆盖分类结果的影响进行了评价和分析. 试验表明, Fuzzy ARTMAP 神经网络用于高分辨图象土地覆盖分类研究可以获得相对较好的分类结果.

关键词 计算机图象处理(520·6040) Fuzzy ARTMAP 神经网络 遥感 土地覆盖分类
中图分类号: TP751.1 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2003)02-0151-04

High Resolution Land Cover Image Classification and Evaluation Based on Fuzzy ARTMAP Neural Network

LIU Zheng-jun, WANG Chang-yao, YAN Hao, NIU Zheng

(Laboratory of Remote Sensing Information Science, the Institute of Remote Sensing Applications, CAS, Beijing 100101)

WANG Lei

(Department of Urban and Resource Sciences, Nanjing University, Nanjing 200093)

Abstract This paper mainly discussed a high resolution land cover Image classification algorithm based on Fuzzy ARTMAP Neural Network, experiment and it's evaluation. We firstly introduced the fundamental theory of Fuzzy ARTMAP Neural Network classifier. Followed is a land cover classification experiment on SPOT XS high resolution image. Three algorithms were tested: the Maximum likelihood Classification (MLC), the Back Propagation (BP) Neural Network, and the Fuzzy ARTMAP Neural Network. Individual classification result was presented. We compared these different classification results and evaluated their accuracy through manually interpreting five hundred of randomly selected sample points. Our assessment shows that Fuzzy ARTMAP has a comparably better result, with overall classification accuracy higher 17.41%, 7.32% than MLC and BP. We also analyzed some misclassification between tillage and forest classes by different classification methodologies and gave some explanations. Finally, a superiority of the Fuzzy ARTMAP Neural Network classifier on high resolution land cover classification is concluded.

Keywords Computer image processing, Fuzzy ARTMAP, Neural Network, Remote sensing, Land cover classification

0 引言

地表土地覆盖是联结大气、海洋、地壳之间的纽

带. 土地覆盖的分布在区域生态系统过程的物质和能量交换中起着非常重要的作用. 基于高分辨率遥感图象的土地覆盖分类技术的研究一直是土地覆盖/土地利用制图的一个重要领域. 从最初的非监督

聚类、最大似然分类技术,到多源信息综合分类、决策树分类器、BP神经网络分类器、遗传算法分类器等的应用,分类算法和分类精度都在一定程度上得到了较大的改进和提高,其中,BP神经网络分类技术已经在不同尺度、不同数据源土地覆盖分类中得到广泛应用。然而,由于其算法简单,常常在训练时很难收敛,对噪声较为敏感,其自适应性和自归一能力也比较有限。这些缺点,限制了BP算法作为通用的遥感图象分类技术发挥更大的作用。

Fuzzy ARTMAP神经网络的提出,为缓解以上问题提供了一条可行的途径^[1-4],已有应用于低分辨率图象的成功实践^[5]。MODIS成像光谱仪中分辨率图象土地覆盖分类产品也采用了Fuzzy ARTMAP神经元分类技术。在高分辨率图象上,基于Fuzzy ARTMAP神经网络技术的土地覆盖分类实践中,在波段数较多的TM数据上也获得了比较好的效果^[1],而对于波段数较少条件下的图象分类及其评估,如SPOT XS/XI图象,则还未见有关研究成果发表。然而,以其在理论上对于BP神经网络存在缺陷的改善,在同条件下,应该有可能达到更好的分类效果。

为此,在论述Fuzzy ARTMAP神经网络分类器原理的基础上,以SPOT XS图象为试验数据进行土地覆盖分类实验,并将分类结果与传统的最大似然监督分类、反馈式(BP)神经网络的分类结果进行了比较。试验证明,Fuzzy ARTMAP神经网络的确在一定程度改善了误分现象。深入分析各类型分类结果发现,在难以区分的草地、旱地、耕地与森林类型之间,分类结果有明显的改善。

1 Fuzzy ARTMAP神经网络分类器原理

Fuzzy ARTMAP神经网络利用了模糊子集计算与通过特征空间搜索和学习的自适应反馈动态类型选择方法两者之间的形式相似性,有效地综合了模糊逻辑和自适应反馈原理(Adaptive Resonance Theory, ART)两者的优点。

(1) 基本结构

Fuzzy ARTMAP神经网络的基本结构如图1所示,它可以分为ART_a和ART_b两个模块,从功能上来划分,每个模块又可以分为两个子系统,即注意子系统和取向子系统。注意子系统用于处理已学习

的模式,对已经熟悉的模式建立起精确的内部表示和微调;取向子系统用于处理新出现的模式,当出现不熟悉的事件时,它回调注意子系统,在内部建立新的内部编码来表示不熟悉的事件。这与ART-1、ART-2的原理大体相同^[1,6],而不同之处在于加入了模糊处理功能。

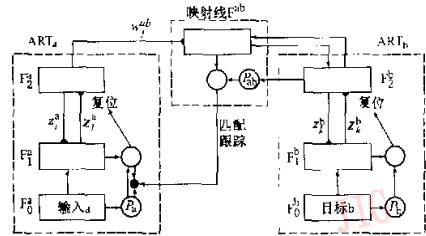


图1 Fuzzy ARTMAP神经网络体系结构

从结构上来说,每个模块分别由输入层F₀、比较层F₁,以及识别层F₂3层组成,分别有M, M, N个神经元(节点),以及一些附属于上述3层的控制连接。F₁是特征检测器,它应有足够的节点,以便将输入模式编码。F₂层上的节点代表对应于输入样本的分类类别。每个F₂中的节点j存储一个代表这种类型的原型向量z_j。F₁, F₂都属于短期记忆(Short Term Memory, STM); F₁, F₂间的连接方式是全连接,它起长期记忆(Long Term Memory, LTM)的作用^[7-8]。ART_a和ART_b两者通过一个映射域F^{ab}连接起来。ART_a通过学习F₀层的输入样本向量a而获得F₂层的原型类别向量;ART_b通过学习F₀层的目标类别向量b而获得F₂层的原型类别向量。F₂^a与F^{ab}之间通过关联连接权w_{ja}^{ab}连接起来,其强度值随学习过程而调整;F₂^b与F^{ab}之间通过双向的、一一映射的、无调整的方式连接起来。F^{ab}和其他一些内部控制器一起作用在ART_a的F₂层,产生最少数量的提交的节点,且符合ART_b模块的期望精度。

(2) 分类学习算法

若分类样本具有M个波段,分类后共具有L类土地覆盖类型,则可设ART_a模块的F₀层有M个节点, F₁层有M个节点, F₂层有N个节点。给定M维输入样本集a中的样本向量x=[x₁, ..., x_M],其中x_i为像元各波段光谱反射率, x_i∈[0, 1]。原型向量z_j表示F₁层和F₂层之间的双向连接权值向量。ART_b模块的F₀层有L个节点, F₁层有L个节点, F₂层有K个节点。b为L维期望输出类型向量。给

定 $0 \leq \rho \leq 1$ 为系统警戒阈值, $0 \leq \eta \leq 1$ 为系统的学习速度。

基本的学习步骤如下:

网络根据 x 与 F_2 层存储的各类型单元的原型向量 z_j 的相似性来确定将输入样本归为哪一类别, 对 F_2 层的任一节点 j , 其选择函数为

$$T_j(x) = \frac{|x \wedge z_j|}{\beta + |z_j|} \quad (1)$$

此处 $\beta > 0$ 为选择参数, 逻辑“与”运算符 \wedge 定义为

$$(p \wedge q)_i = \min(p_i, q_i) \quad (2)$$

模 $| \cdot |$ 定义为对 M 维向量 p , 有

$$|p| = \sum_{i=1}^M p_i \quad (3)$$

网络在此基础上选择 F_2 层的节点 J , 其中有:

$$T_J = \max\{T_j; j = 1, 2, \dots, N\} \quad (4)$$

这样, F_1 层的活动向量成为 $x \wedge z_J$ 并与当前输入样本向量 x 做比较, 得匹配强度 k , 其值定义为

$$k = \frac{|x \wedge z_J|}{|x|} \quad (5)$$

k 与系统警戒阈值 ρ 比较, 如果匹配强度 $k \geq \rho$, 则该类型被赋予 F_2 层节点 J , 同时调整原型向量如下

$$z_j^{(new)} = \eta(x \wedge z_j^{(old)}) + (1 - \eta)z_j^{(old)} \quad (6)$$

式中, $z_j^{(new)}$ 为调整后的权值向量, η 为学习速度。式(6)右边第1项反映了新的输入样本向量对于调整后权值向量的贡献量, η 越大, 其贡献量越大。匹配强度 k 越大, 贡献量则越小, 表明对于相似度大的样本“注意度”低; 反之, 若匹配强度 k 越小, 则贡献量越大, 表明对于相似度小的样本“注意度”高。式(6)右边第2项反映了旧的权值向量对于调整后的权值向量的贡献量。

如果 $k < \rho$, 则在余下的节点中, 按式(4)分配一个新的 F_2 层节点, 重新进行以上过程的网络训练。继续检验直到最终在 F_2 层找到满足 $k \geq \rho$ 的节点为止。

当无法在当前系统警戒阈值的条件下, 达到期望的训练精度时, ART_b 通过 F^{sh} 以及匹配跟踪技术自动增大警戒阈值 ρ , 从而使 ART_b 的 F_2 层产生新的提交的节点来满足 ART_b 模块的期望精度。

2 试验与比较

以一幅 900×700 像元的 3 波段 SPOT XS 遥感图象为数据源(图版 I 图 1(a))进行土地覆盖分类, 其共分为 5 类: 居民点、裸地、道路; 水体; 耕地;

草地与旱地; 森林。图 2 是各训练样本在红光波段和近红外波段上的散点图。由图上样本分布情况可见, 在森林、耕地和草地之间, 其光谱特征比较接近。特别是在耕地和森林, 耕地和草地之间这种情况尤为突出。

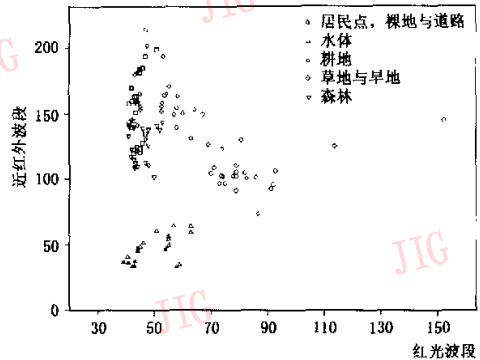


图 2 分类训练样本散点图

本次试验分别采用最大似然分类器、BP 神经网络分类器、Fuzzy ARTMAP 神经网络分类器进行土地覆盖分类并比较分类结果。以上述训练样本(共计 113 个)对各分类器进行训练, 得其分类图分别如图版 I 图 1(b)、(c)、(d) 所示。

随机抽取 500 个样点对 3 种分类结果进行精度评价, 与目视解译结果对比, 得结果如表 1 所示。

表 1 各算法分类结果精度对比 单位: %

土地覆盖类型	MLC	BP	ARTMAP
居民点、裸地、道路	83.11	90.29	90.55
水体	78.39	88.32	90.19
耕地	64.24	78.79	75.76
草地与旱地	68.57	78.21	85.71
森林	56.62	66.20	95.77
平均分类精度	70.19	80.36	87.60

从表 1 可知, 在总计 5 种土地覆盖类型中, ARTMAP 算法较 BP 算法对其中的 4 种类型均提高了分类精度。特别是对于森林的分类精度提高最为明显。通过对图版 I 图 1(b)、(c)、(d) 的分类结果作对比分析发现, 3 种算法之间最大的分类差异存在于森林和耕地之间, 分别对 3 种算法进行各类面积统计(图版 I 图 2), 发现 BP 算法与 MLC 算法两者较为接近, 而 Fuzzy ARTMAP 则与其他两种算法有明显差别。对比原始图象发现, 这主要是由于该地区山地上的部分林地在前两种分类方法中被错误地归为耕地。如图 3 所示, 图中列举了森林和耕地两种土地类型在 SPOT XS 图象上的 DN 值, 所示的

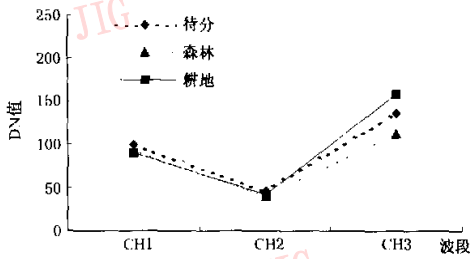


图 3 SPOT XS 3 波段森林和耕地典型光谱的 DN 值比较
待分类型为被 MLC 和 BP 算法分为耕地而被 Fuzzy ARTMAP 正确地分为森林的典型像元。耕地分类精度有所降低则可能是由于判断准则中,森林边界范围的扩大而导致少部分耕地被归为森林所致。

3 结论

试验表明, Fuzzy ARTMAP 神经网络对于提高 SPOT XS/XI 等波段较少条件下的土地覆盖分类精度确实有明显的效果。特别地, 对于提高森林的分类精度效果非常明显。它在训练的收敛性及收敛速度、系统的自适应性和自归一能力、学习发现以及归纳新特征的能力等方面较 BP 算法具有很大优越性, 是提高分类精度和效率的保证。

参考文献

- 1 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 Trans. Geosci. Remote Sens., 1997, 35(2): 308~325.
- 2 Carpenter G A, Grossberg S, Rosen D B. Fuzzy ART: Fast stable learning and categorization of analog patterns by an adaptive resonance system[J]. Neural Networks, 1991, 4(6): 759~771.
- 3 Carpenter G A, Grossberg S, Reynolds J H. ARTMAP: Supervised real-time learning and classification of nonstationary data by a self-organizing neural network[J]. Neural Networks, 1991, 4(5): 565~588.
- 4 Bartli G. An improved learning algorithm for the Fuzzy ARTMAP neural network[A]. In: Proceedings of The Second New Zealand International Two-Stream Conference on Artificial Neural Networks and Expert Systems [C]. Dunedin, New Zealand, IEEE Computer Society Press, 1995: 34~37.

- 5 Gopal S, Worcoock C E, Strahler A H. Fuzzy neural network classification of global land cover from a 1° AVHRR data set[J]. Remote Sens. of Environ., 1999, 67(2): 230~243.
- 6 杨建刚. 人工神经网络实用教程[M]. 杭州: 浙江大学出版社, 2001: 114~122.
- 7 周志华等. 自适应神经网络综述[J]. 计算机科学, 1999, 26(4): 54~56.
- 8 阎平凡, 张长水. 人工神经网络与模拟进化计算[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000: 185~189.



刘正军 1974 年生, 2000 年获南京大学理学硕士学位, 现为中国科学院遥感应用研究所在读博士研究生。研究方向为土地覆盖信息提取、遥感分类算法研究。已发表多篇学术论文。



王长耀 1941 年生, 中国科学院遥感应用研究所研究员。研究方向为土地覆盖变化及其信息提取等。

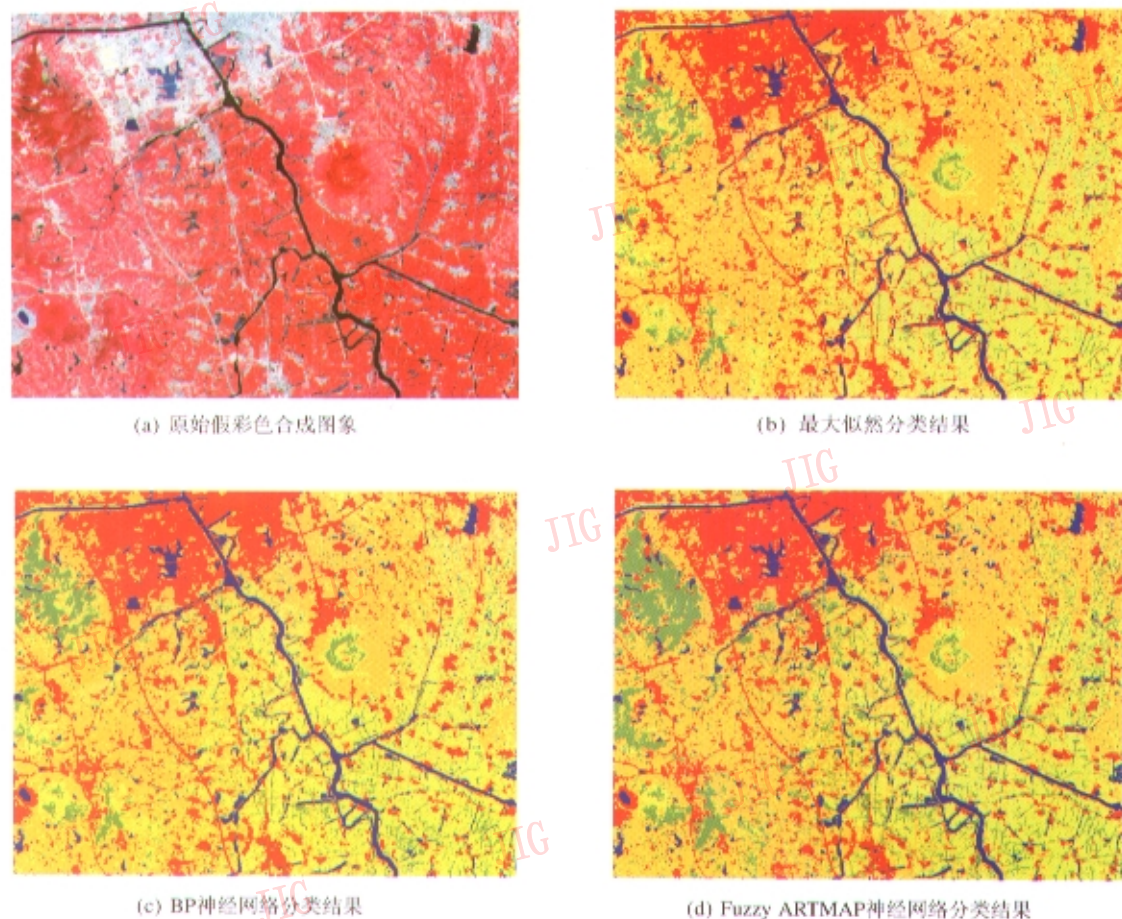


延昊 1973 年生, 中国科学院遥感应用研究所在读博士研究生。研究方向为资源遥感及全球变化遥感研究。



牛铮 1965 年生, 中国科学院遥感应用研究所研究员。研究方向为遥感机理、全球变化遥感等。

王雷 1977 年生, 南京大学城市与资源学系地图学与地理信息系统专业在读博士生。研究方向为基于知识的分类。



图例: ■ 居民点、裸地、道路 ■ 水体; ■ 耕地; ■ 草地与旱地; ■ 森林

图1 试验区图象及分类结果

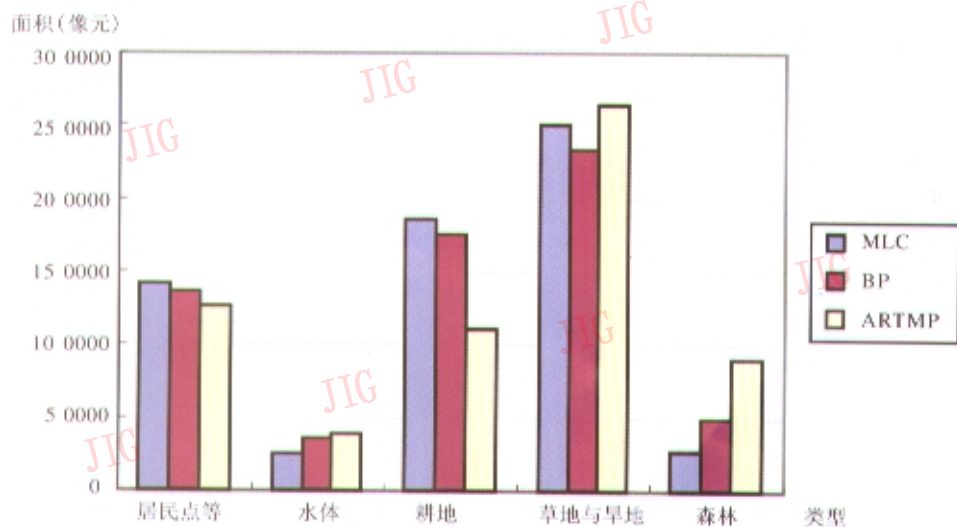


图2 各分类算法分类结果对比