

用模糊 ARTMAP 算法对 CBERS-2 数据进行分类

骆成凤^{1, 2} 王长耀² 牛 铮²

(1 中国测绘科学研究院摄影测量与遥感研究所, 北京市北太平路 16 号, 100039)
(2 中国科学院遥感应用研究所遥感科学国家重点实验室, 北京市朝阳区大屯路 9718 信箱, 100101)

摘要:用模糊 ARTMAP(fuzzy adaptive resonance theory map) 神经网络算法对 CBERS-2 数据进行了分类实践。首先介绍了模糊 ARTMAP 神经网络的算法原理和具体训练分类过程; 然后用 2004 年 9 月新疆石河子地区的影像数据进行土地利用分类试验, 并将分类结果与基于统计的最大似然法(MLC)、反向传播神经网络(BP)的分类结果作比较, 总分类精度比 MLC 和 BP 算法分别提高 9.9% 和 4.6%。结果表明, 模糊 ARTMAP 对试验区 CBERS-2 影像上的裸地识别能力很强, 对高分辨率的 CBERS-2 影像可获得很好的分类结果。

关键词:模糊 ARTMAP; CBERS-2 数据; 分类

中图法分类号: TP751; P237.9

大量研究表明, 在遥感数据分类应用中, 神经网络分类器优于传统的分类器, 总的分类精度可以提高 10% ~ 20%^[1]。BP 算法是神经网络分类器中最普遍、最通用的形式^[2], 但是应用者使用 BP 神经网络前必须选择神经网络的结构, 定义学习速率等参数^[3], 这些都会影响神经网络的训练时间、执行和收敛速率。另外, BP 神经网络还存在自适应和自归一能力有限等局限性。

模糊 ARTMAP 由两个模糊 ART 构成, 是 Carpenter 等于 1992 年提出的^[4]。该算法能按照已存储的最相似的模式对输入矢量进行分类, 具有很强的识别能力, 能实现实时快速学习和识别。1994 年, Gopal 等用该算法对 AVHRR1.1 km 数据进行了分类^[5], 发现其分类精度比 BP 算法提高 20% 左右; 1997 年, Fischer 等用该算法对 TM 数据进行了分类^[6], 其分类精度达到 95% 以上。本文用模糊 ARTMAP 算法对由我国发射的 CBERS-2 数据进行了分类研究。

1 算法原理

模糊 ARTMAP 利用了模糊子集计算和 ART 神经网络类别选择方法中的形式相似性, 结合了模糊逻辑和 ART 的优点。系统由两个模糊

ART^[7] 模型构成, 即 ART_a 和 ART_b, 它们由一个内部 ART 模型 F^d 连接, F^d 也叫映射域。

1.1 输入矢量的预处理

若待分类的遥感影像有 M 个波段, 分类后有 N 个类别。设输入 ART_a 的样本矢量为: $a = (a_1, a_2, \dots, a_M)$, $a_i \in [0, 1]$, $i = 1, 2, \dots, M$ 。对 a 进行互补编码归一化, 得:

$$A = (a, a^c) = (a_1, a_2, \dots, a_M, a_1^c, a_2^c, \dots, a_M^c) \in [0, 1]^{2M}, a_i^c = 1 - a_i, 1 \leq i \leq M$$

对每个输入 $A = (a, a^c)$, 恒有:

$$\|A\| = \| (a, a^c) \| = \sum_{i=1}^M a_i + (M - \sum_{i=1}^M a_i) = M$$

样本的目标类别为 ART_b 的输入矢量为:

$$b = (b_1, b_2, \dots, b_N), b_j = 0 \text{ 或 } 1$$

且
$$\sum_{j=0}^N b_j = 1, j = 1, 2, \dots, N$$

对 b 作互补编码归一化得到 ART_b 的输入 B 。矢量 a, b 成对输入。

1.2 初始化网络

对 ART_a 用 $x^a \equiv (x_1^a, \dots, x_{2M}^a)$ 表示 F_1^a 的输出矢量, $y^a \equiv (y_1^a, \dots, y_{2M}^a)$ 表示 F_2^a 的输出矢量, $w_j^a \equiv (w_{j1}^a, w_{j2}^a, \dots, w_{j2M}^a)$ 表示第 J 类在 ART_a 中的权重矢量。同样, 对 ART_b, 用 $x^b \equiv (x_1^b, \dots, x_{2N}^b)$ 表示 F_1^b 的输出矢量, $y^b \equiv (y_1^b, \dots, y_{2N}^b)$ 表

示 F_2^b 的输出矢量, $w_k^b \equiv (w_{k1}^b, \dots, w_{k2N_b}^b)$ 表示第 k 类在 ART_b 中的权重矢量。对映射域 F^{ab} , 用 $x^{ab} \equiv (x_1^{ab}, \dots, x_{N_b}^{ab})$ 表示 F^{ab} 的输出矢量, 用 $w_j^{ab} \equiv (w_{j1}^{ab}, w_{j2}^{ab}, \dots, w_{jN_b}^{ab})$ 表示 F_2^a 的第 J 个节点到 F^{ab} 的权重矢量。

模糊 ARTMAP 网络的初始化包括设置选择参数 $\alpha > 0$ 、学习速率参数 $\beta \in [0, 1]$ 、警戒门限参数 $\rho_a \in [0, 1]$ ($\rho_b \in [0, 1]$)、匹配跟踪参数 ϵ (ϵ 的值很小), 设置权重矢量初始值为:

$$W_{ij}^a = 1, i = 1, 2, \dots, 2M; j = 1, 2, \dots, L$$

$$W_{jk}^{ab} = 1, j = 1, 2, \dots, L; k = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

式中, M 为输入矢量 a 的维数; L 为 F_2^a 中被编码的节点数; N 为输入矢量 b 的维数。

1.3 搜索获胜节点与判断谐振状态

对每个输入矢量 I (包括 A 和 B), 其在 F_2 层节点 j 的输出值由下面的函数计算得到:

$$T_j(I) = |I \wedge w_j| / (\alpha + |w_j|) \quad (2)$$

选择在 F_2 层竞争获胜节点的函数如下:

$$T_j = \max\{T_j; j = 1, \dots, N\} \quad (3)$$

选择的类别被标识为 J , 如果有多个 T_j 是最大的, 则选择索引最小的类别。如果

$$|A \wedge w_J^a| \geq \rho_a |A| \quad (4)$$

且 $|y^b \wedge w_J^b| \geq \rho_b |y^b| \quad (5)$

成立, 则说明节点 J 竞争获胜并发生匹配谐振, 此时, $x^{ab} = y^b \wedge w_J^b$; 如果式(4)不成立, 则该节点复位, $x^{ab} = y^b$, 在 F_2^a 剩下的其他节点中继续搜索获胜节点, 然后再根据上式进行谐振状态判断; 如果式(4)成立, 而式(5)不成立, 则匹配跟踪开始, ρ_a 在 $|A \wedge w_J^a|/|A|$ 的基础上增加 ϵ 在此新的警戒参数下, 继续在 F_2^a 中搜索获胜节点, 如果经过反复循环仍没找到这样的获胜节点, 则关闭 F_2^a 对输入描述的记忆, 在输入端馈入下一个输入模式。

1.4 学习更新权值矢量

$$W_{ij}^a(\text{new}) = \beta(A \wedge W_{ij}^a(\text{old})) + (1 - \beta)W_{ij}^a(\text{old}), i = 1, 2, \dots, 2M \quad (6)$$

$$W_{jk}^{ab}(\text{new}) = \beta(A \wedge W_{jk}^{ab}(\text{old})) + (1 - \beta)W_{jk}^{ab}(\text{old}), k = 1, 2, \dots, L \quad (7)$$

式中, $W_{ij}^a(\text{old})$ 、 $W_{jk}^{ab}(\text{old})$ 和 $W_{ij}^a(\text{new})$ 、 $W_{jk}^{ab}(\text{new})$ 分别表示第 J 个节点修改前和修改后的权值矢量。如果节点 J 为无约束节点(指 F_2^a 中参加竞争从未获胜或虽然获胜但没有发生谐振的节点), 则通常取 $\beta = 1$, 对应的学习叫做快速学习; 而对于有约束节点, 一般取 $0 < \beta < 1$ 。 β 取不同的值表示过去的权值矢量对目前的权值矢量产生不同程度的影响。其他 $j \neq J$ 节点对应的权值矢量

不变。学习完毕后, 将 ρ_b 复位成初始值, 进行下一个输入样本的学习, 一旦 F_2^a 的第 J 个节点学会 F_2^b 中第 K 个类别, 则映射域 F^{ab} 的权值矢量:

$$W_{jk}^{ab} = 1, j = J, k = K$$

反之, $W_{jk}^{ab} = 0, j \neq J, k \neq K \quad (8)$

训练好的模糊 ARTMAP 网络结构是遥感影像分类的基础, 每个像元的输入矢量由该像元各个波段的值组成的。在 ART_a 中, 通过计算在已经训练好的模式中找到对该输入矢量最合适的模式, 该模式对应的 F_2^b 中的类别即为该像元的类别。

2 遥感数据及预处理

本文所用的中巴地球资源二号卫星(CBERS-2)数据由中国资源卫星中心提供, 获取时间为 2004 年 9 月 13 日, 区域为新疆石河子地区。选用的 4 个波段波长范围分别为 0.45~0.52 μm 、0.52~0.59 μm 、0.63~0.69 μm 和 0.77~0.89 μm , 空间分辨率为 19.5 m。根据模糊 ARTMAP 网络输入矢量范围为 0~1 的需要, 本研究在影像 DN 的基础上, 计算大气顶层表观反射率^[8,9]作为分类输入, 公式为:

$$\rho = \frac{\pi \cdot L \cdot D^2}{E_{\text{sun}} \cdot \cos\theta} \quad (9)$$

式中, ρ 为大气顶层表观反射率(无量纲); L 为大气顶层进入卫星传感器的光谱辐射亮度($\text{W}/\text{m}^2 \cdot \text{sr} \cdot \mu\text{m}$); D 为日地之间的距离(天文单位); E_{sun} 为大气顶层的平均太阳光谱辐照度($\text{W}/\text{m}^2 \cdot \mu\text{m}$); θ 为太阳的天顶角。在此基础上, 对值域超出 0~1 范围的波段数据进行归一化。

用于试验的图像大小为 2 048 像素 \times 2 048 像素(图 1(a)), 共分为 6 个类别: 水体、盐碱地、旱地、水浇地、裸地、沙地。参照该地区的土地利用现状图, 在影像上选取 750 个样点作为训练样本, 用 Jeffries-Matusita 距离(J-M 距离)^[10] 来度量类别间的统计可分性。一般情况下, 该值大于 1.8, 表明样本有很好的类别间分离性。选取的样本中, 裸地和沙地之间的分离度为 1.977, 在所有类别间最低, 说明该样本群有很强的代表性。

3 试验结果及分析

分别用最大似然法(MLC)、BP 网络分类法、模糊 ARTMAP 法对研究区域进行分类, 并比较分类结果。对三个分类器使用同样的训练样本, 三种方法的分类结果分别见图 1(b)、1(c)、1(d)。

从分类图上可以看出,这三种不同的分类算法对盐碱地、沙地、裸地三种类别的分类差异比较大,如图上右下角部分,MLC 将其分为盐碱地为主的类别,BP 算法将其分为以沙地为主的类别,而模糊 ARTMAP 将其分为以裸地为主的类别。对比原始图像发现,该部分是以裸地为主的,实际上

也有多个裸地类型的训练样本分布。三种不同分类算法的分类结果中,各个类别所占面积百分比的比较见图 2。从图 2 中可以明显地看出,MLC 的分类结果夸大了盐碱地所占的比例;BP 算法结果中,沙地所占的比例远高于裸地,与原图对比可以发现,它将耕地间的裸地归为沙地。

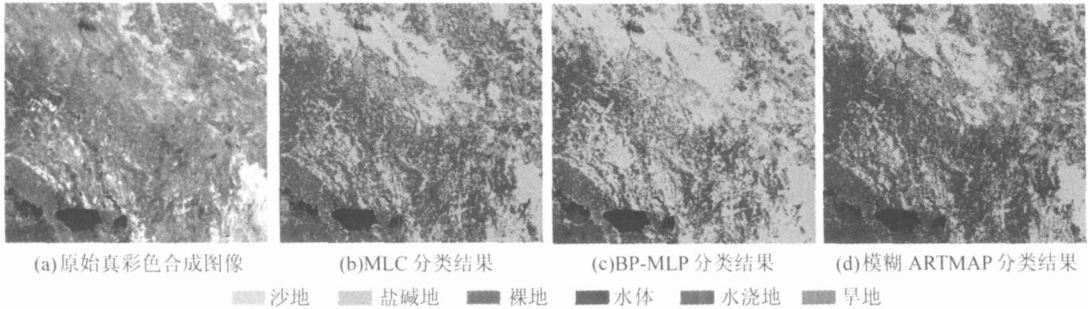


图 1 试验区图像及分类结果

Fig. 1 Image and Classification Results of Experimental Area

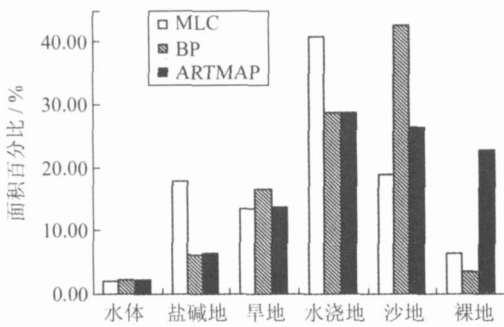


图 2 各种分类算法的分类结果对比

Fig. 2 Comparison of Different Classification Results

随机抽取 302 个样点来评估分类精度,对单个类别精度、总精度、总 Kappa 系数^[11]进行比较,如表 1 所示,模糊 ARTMAP 分类算法的单类分类精度、总精度、Kappa 系数全部高于基于统计的最大似然法和 BP 算法,且模糊 ARTMAP 的总精度比 BP 算法的总精度提高 4.6%。

表 1 各分类算法精度对比

Tab. 1 Comparison of Classification Accuracy of Each Algorithm

土地覆盖类型	MLC	BP	ARTMAP
水体	100.0%	100.0%	100.0%
沙地	76.92%	93.42%	94.23%
裸地	88.00%	82.00%	95.83%
旱地	82.00%	94.00%	98.00%
水浇地	86.54%	92.31%	98.08%
盐碱地	95.27%	90.20%	96.08%
总精度	88.82%	93.09%	97.70%
Kappa 系数	0.866	0.917	0.972

4 结 语

本文用模糊 ARTMAP 神经网络算法对高分辨率 CBERS-2 数据进行了分类研究。从试验结果可以看出,相对于 MLC 和 BP 算法,模糊 ARTMAP 算法对于 CBERS-2 影像分类的单类分类精度、总精度、Kappa 系数均为最佳,它对裸地有明显优于前两种算法的识别能力。在具体的算法执行过程中,模糊 ARTMAP 算法的训练速度、收敛性均优于 BP 算法;模糊 ARTMAP 算法避免了对网络已分类模式的修改,能够自动添加适应新输入的分类模式,其记忆容量可以随着样本模式的增加而自动增加,其模糊逻辑功能、自适应性、学习新模式的能力是提高分类精度和执行效率的基础。模糊 ARTMAP 算法在训练样本时的参数比较难确定,主要依赖试验和经验,一旦参数确定,则训练和分类速度都比较快。

参 考 文 献

[1] Strahler A, Muchoney D, Borak J, et al. MODIS Land Cover Product Algorithm Theoretical Basis Document(ATBD) [R]. Version 5.0. Boston University Center for Remote Sensing, Boston, MA, 1999

[2] Rumelhart D E. Learning Representations by Back-propagating Errors[J]. Nature, 1986, 323: 533-536

[3] Kavzoglu T, Mather P M. Pruning Artificial Neural Networks: an Example Using Land Cover Classification of Multi-sensor Images [J]. International

- Journal of Remote Sensing, 1999, 20: 2 787-2 803
- [4] Gail A C, Stephen G, Natalya M, et al. Fuzzy ARTMAP: A Neural Network Architecture for Incremental Supervised Learning of Analog Multidimensional Maps[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1992(3): 698-713
- [5] Gopal S, Sklarew D M, Lambin E. Fuzzy-neural Networks in Multitemporal Classification of Land Cover Change in the Sahel[R]. Office and Office Publications of the European Communities, Luxembourg, 1994
- [6] Fischer M M, Gopal S, Stauffer P, et al. Evaluation of Neural Pattern Classifiers for a Remote Sensing Application[J]. Geographical Systems, 1997, 4(2): 195-226
- [7] Gail A C, Stephen G, David B R. Fuzzy ART: Fast Stable Learning and Categorization of Analog Patterns by an Adaptive Resonance System[J]. Neural Networks, 1991(4): 759-771
- [8] Markham B L, Barker J L. Thematic Mapper Bandpass Solar Exoatmospheric Irradiances[J]. International Journal of Remote Sensing, 1987(8): 513-523
- [9] Roserick M, Smith R, Lodwick G. Calibration Long-term AVHRR-derived NDVI Imagery[J]. Remote Sensing of Environment, 1996, 58: 1-12
- [10] 赵英时. 遥感应用分析原理与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2003
- [11] Fitzgerald R W, Lee B G. Assessing the Classification Accuracy of Multisource Remote Sensing Data[J]. Remote Sensing of Environment, 1994, 47: 362-368

第一作者简介: 骆成凤, 博士生。主要从事土地覆盖/土地利用分类以及变化监测研究。

E-mail: chfluo@163.com

Classification of CBERS-2 Imagery with Fuzzy ARTMAP Classifier

LUO Chengfeng^{1, 2} WANG Changyao² NIU Zheng²

(1 Institute of Photogrammetry and Remote Sensing, Chinese Academy of Surveying and Mapping,

16 Beitaijing Road, Beijing 100039, China)

(2 State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Institute of Remote Sensing Applications, Chinese Academy of Sciences,

P. O. Box 9718, Datun Road, Chaoyang District, Beijing 100101, China)

Abstract: This paper adopts fuzzy ARTMAP classifier to do the classification CBERS-2 imagery. The fundament theory and material process about the algorithm were firstly introduced, followed with a landuse classification experiment in Shihezi Municipality on CBERS-2 high resolution imagery. Three classifiers were compared: maximum likelihood classifier (MLC), error back propagation classifier (BP), fuzzy ARTMAP classifier. The assessment shows that fuzzy ARTMAP classifier has a comparably better result, with overall classification accuracy higher 9.9% and 4.6% than MLC and BP. The result also shows that fuzzy ARTMAP classifier has a better discernment to identify the bare soil on CBERS-2 imagery. Finally a superiority of the fuzzy ARTMAP classifier on CBERS-2 high resolution imagery is concluded.

Key words: fuzzy ARTMAP; CBERS-2 data; classification

About the first author: LUO Chengfeng, Ph. D candidate. Her major research is classification and change detection of landcover/landuse.
E-mail: chfluo@163.com