

FasART 模糊神经网络用于遥感图象 监督分类的研究

林 剑 鲍光淑 敬荣中 黄继先

(中南大学 GIS 研究中心, 长沙 410083)

摘要 说明了遥感图象数据的非线性性质, 直观的图象分类实践是一个模糊推理的过程, 模糊神经网络遥感图象分类符合其事物的内在规律, 具有理论优势. 分析了模糊 ART、模糊 ARTMAP 和 FasART 模型的结构和原理, 详细地阐述了 FasART 是一种基于模糊逻辑系统的神经网络, 提出了一种简化的 FasART 模型, 改变了—般遥感数据的模糊化方法. 采用中巴资源—号卫星数据进行测试实验, 结果表明, 该简化的 FasART 模型能用于遥感图象的监督分类, 其分类精度高于模糊 ARTMAP 神经网络和 K 均值算法, 且性能稳定、有较好的抗干扰能力, 尤其具有良好的处理两组相似程度比较接近的、和同组数据模式变化较大的非线性数据的能力.

关键词 模糊化 隶属度函数 模糊神经网络 FasART 有监督分类

中图法分类号: TP751.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2002)12-1263-06

A Study of FasART Neuro-fuzzy Networks for Supervised Classification of Remotely Sensed Images

LIN Jian, BAO Guang-shu, JING Rong-zhong, HUANG Ji-xian

(The Center of GIS of the Center South University, Changsha 410083)

Abstract The paper explains briefly that the remotely sensed data is non-linear, and the practice of its classification by mans eyes is a process of the fuzzy inference. The fuzzy neural networks has a theory dominance, because it accords with the nature rule of classification of remotely sensed images. Analyses the architecture and principles of fuzzy ART, fuzzy ARTMAP. Discusses in detail that FasART is a neural networks based on fuzzy logic system. Put forward a simplified FasART architecture and change the general method of remotely sensed data fuzzification. With the testing of the CBERS 1 data, the results declares that the simple FasART model can be used to supervised classification of the remotely sensed images. The precision of the classification is higher than that of fuzzy ARTMAP and K-means. The classification of FasART model has better stabilization and anti-jamming, and has capability of dealing with non-linear data especially.

Keywords Fuzzification, Membership function, Fuzzy neural networks, FasART, Supervised classification

0 引言

近 20 年来, 遥感图象分类一直是遥感图象处理的热点课题, 已取得重大进展, 但对于自动识别诸如道路、河流和城区边界等的自动识别, 遥感图象的分类精度均不理想. 其中一个重要的原因是在遥感分类的过程中, 由于对地理信息的表示方法欠妥, 损失

了一部分光谱信息^[1].

地理信息(包括遥感信息)具有不确定的特性, 即不能明确地确定其概念的内涵和外延, 如“草地”和“耕地”, “城区”和“城郊”的边界等, 人们没有明确的标准把二者区分. 这种不确定性贯穿于遥感图象数据的获取和处理的全过程.

信息的表示是计算机信息处理的中心问题, 信息的表达方法必须适合信息的特征, 通常用于遥感

分类的数据表示方法没能反映出其不确定性。

模糊集合理论提供了一个很好的表示地理信息的理论基础和工具,隶属度能较好地描述复杂的地理信息之间的关系。人们在目视分类遥感图象时,一般可根据“深蓝的像元”是“水体”来判断,这种分类方法正是从遥感图象的灰度论域的模糊集合“深蓝的像元”到地物论域的模糊集合“水体”的模糊推理或映射。

遥感信息具有不确定性,其数据表现为非线性。神经网络具有处理非线性数据的能力,它不需要事先假设样品的分布特性,它能学习非线性和不连续分布的数据样品;它的结构灵活可调,可根据特殊问题调整网络的拓扑结构来满足问题的求解。神经网络已广泛地应用于遥感图象的分类^[2,3]。模糊理论与神经网络的结合发挥了其各自的优势,最能体现遥感图象分类的内在特征,是一种十分热门的分类方法。模糊ART网络(自适应共振网络)和模糊ARTMAP网络应用于遥感图象分类已取得较好的效果^[4,5]。

本文研究的 FasART 神经网络属于 ART 系列,它的拓扑结构与模糊 ARTMAP 相同,但是, FasART 在识别层,对神经元引入了激励-隶属度函数,是一种基于模糊推理的神经网络,它的分类性能比模糊 ARTMAP 网络更优越。

1 FasART 模糊神经网络

1.1 模糊集合理论的基本定义

定义 1 论域 U 上的一个模糊集合 A 是指,对于论域 U 中的任意元素 $x \in U$,都指定了 $[0,1]$ 闭区间中的一个数 $u_A(x) \in [0,1]$ 与之对应, $u_A(x)$ 称为集合 A 的隶属度函数, $A = \{(x, u_A(x)) | x \in U\}$ 。

定义 2 (笛卡尔乘积)模糊集 A_1, \dots, A_n 分别属于论域 $U_1, \dots, U_n, A_1, \dots, A_n$ 的笛卡尔积是积空间 $U_1 \times \dots \times U_n$ 上的一个新的模糊集,其隶属度函数为

$$u_{A_1 \times \dots \times A_n} = u_{A_1} * \dots * u_{A_n}$$

其中, $*$ 表示 T 模。

定义 3 (模糊关系)模糊关系 R 是积空间 $U_1 \times \dots \times U_n$ 上的模糊集, R 的隶属度函数为 $u_R(x_1, \dots, x_n)$, 其中 $x_i \in U_i, i = 1, \dots, n$ 。用规则的形式表示为

$$\text{IF } u_1 \text{ IS } A_1 \text{ AND } \dots \text{ AND } u_n \text{ IS } A_n$$

其中, AND 可用 T 模计算。

定义 4 (模糊关系的合成)设 R 和 S 分别是 $U \times V$ 和 $V \times W$ 上的模糊关系,则 R 和 S 的合成 $R \circ S$ 定义为 $U \times W$ 上的一个模糊关系,其隶属度函数为

$$u_{R \circ S} = \bigvee_{v \in V} (u_R(u, v) \wedge u_S(v, w))$$

其中,运算符 \wedge 为模糊取小运算。

定义 5 (合成推理规则)给定论域 $U \times V$ 的模糊关系 R, A 是论域 U 中的一个模糊集,那么 A 在 V 中映射集 $G = A \circ R$ 。

1.2 模糊 ART 和模糊 ARTMAP

模糊 ART 与 ART1 的基本变化是用模糊的取大取小算子代替分明集布尔逻辑算子的交和并,这种变化使得模糊 ART 不但能处理二进制输入的模式,而且能处理在 $[0,1]$ 范围的模拟输入模式。模糊 ART 依然保持 ART 的基本特征,使得它更具吸引力。模糊 ART 的基本结构如图 1 所示, F_0 层执行补码计算, F_1 为比较层, F_2 为识别层。在 F_0 层中

$$I = (a, a^c) = (a_1, \dots, a_m, a_1^c, \dots, a_m^c) \quad (1)$$

其中, $a_i^c = 1 - a_i$ 。

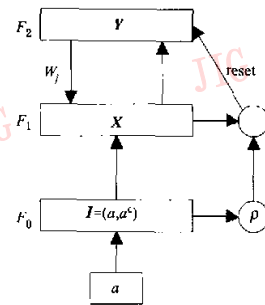


图 1 模糊 ART 结构模型

在 F_2 层每个神经元 j 的输入

$$T_j = \frac{|I \wedge W_j|}{\alpha + |W_j|}$$

其中, α 为选择参数, W_j 为自适应权矢量,运算符 $|\cdot|$ 为矢量各分量的和,如果将每个输入模式 I 看作是来来自某个模糊子集的样品,则上式可解释为类别权值矢量 W_j 在模糊子集 I 中的隶属度值。

在识别层 F_2 中,采用“胜者为王”选择作为模式 I 的获胜神经元,即: $T_j = \max(T_j, j = 1, \dots, N)$ 。

在比较层 F_1 中,对储存模式与输入模式进行匹配计算,如果

$$\frac{|I \wedge W_j|}{|I|} < \rho \quad (2)$$

其中, ρ 为警戒参数,

则激发复位信号, 选择另外的获胜神经元, 当

$$\frac{|I \wedge W_j^a|}{|I|} \geq \rho \quad (3)$$

则发生谐振, 进行学习

$$W_j^{(new)} = \beta(I \wedge W_j^{(old)}) + (1 - \beta)W_j^{(old)} \quad (4)$$

其中, β 为学习速率, 当 $\beta=1$ 时, 为快速学习。

模糊 ARTMAP 是由两个模糊 ART 模型和一个映射场组成(见图 2), 它可用于监督分类。它的搜索、跟踪和谐振判断过程与模糊 ART 分类器完全相同。

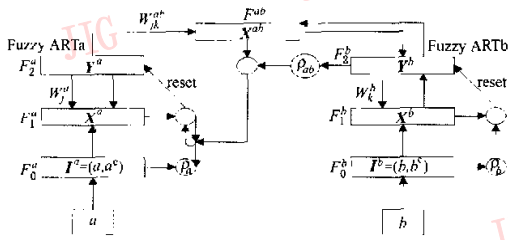


图 2 模糊 ARTMAP 结构模型

F^{ab} 映射场一般服从下列关系:

$$X^{ab} = \begin{cases} Y^b \wedge W_j^a & \text{当 } F_2^a \text{ 第 } j \text{ 个节点谐振, } F_2^b \text{ 任意节点谐振} \\ W_j^a & \text{当 } F_2^a \text{ 第 } j \text{ 个节点谐振, } F_2^b \text{ 没有节点谐振} \\ Y^b & \text{当 } F_2^a \text{ 没有节点谐振, } F_2^b \text{ 任意节点谐振} \\ 0 & \text{当 } F_2^a, F_2^b \text{ 都没有节点谐振} \end{cases}$$

在学习阶段, 当

$$|X^{ab}| < \rho_{ab} |Y^b| \quad (5)$$

则激发复位信号, 并且提高警戒参数 ρ_a 的值, 使

$$\rho_a = \frac{|I^a \wedge W_j^a|}{|I^a|} \quad (6)$$

ARTa 中开始新一轮的分类, 直至式(5)成立, 且 $W_j^a = X^{ab}$ 。

1.3 新型的模糊神经网络模型 FasART

在模糊 ARTMAP 结构中, 映射场根据 ARTa 和 ARTb 形成聚类, 如果把它看作是规则的推理, 那么这些规则由 ARTa 和 ARTb 的权值组成, 可表示为

$$\text{IF } I^a \text{ IS } A_j \text{ THEN } I^b \text{ IS } B_j$$

上式可分解为

$$\text{IF } (I_1^a \text{ IS } A_{j1}) \text{ AND} \cdots \text{AND} (I_n^a \text{ IS } A_{jn})$$

$$\text{THEN } (I_1^b \text{ IS } B_{j1}) \text{ AND} \cdots \text{AND} (I_m^b \text{ IS } B_{jm});$$

那么, A_1, \dots, A_n 和 B_1, \dots, B_m 必须是论域中的模糊子集, 向量 I^a 和 I^b 是模糊子集中的样品。若论域是多维的, 那么

$$A_j = A_{j1} \times \cdots \times A_{jn} \quad B_j = B_{j1} \times \cdots \times B_{jm}$$

一般地说, 模糊逻辑系统是指那些与模糊概念和模糊逻辑有直接关系的系统, 它由模糊产生器、模糊规则库、模糊推理机和反模糊化器 4 部分组成。作为一个模糊逻辑系统, 它必须首先定义模糊集, 定义模糊集的求隶属度函数和满足模糊逻辑系统的其他性质。尽管模糊 ART 模型是用模糊逻辑算子代替布尔逻辑算子, 但由于在其运行过程中没有明确的定义模糊集, 故模糊 ART 和模糊 ARTMAP 均不是模糊逻辑系统。

FasART 模型保持了模糊 ARTMAP 模型的结构^[6], 它引入了激励-隶属度函数 η_{R_j} 作为模糊规则的条件推理。

$$\eta_{R_j} = \prod_{i=1}^m \eta_{R_j}(I_i) \quad (7)$$

其中, η_{R_j} 为神经元 i 对 j 的激励贡献, 运算符 \prod 为连乘符, 在上式中用代数积代替笛卡儿积。

在预测阶段, 在 F_2^b 中的神经元 K 的激励有如下规则:

$$\text{IF } I \text{ IS } R_j \text{ THEN } Y \text{ IS } R_k$$

可分解为: $\text{IF } (I_1 \text{ IS } R_{j1}) \text{ AND} \cdots \text{AND} (I_n \text{ IS } R_{jn})$

$$\text{THEN } (Y_1 \text{ IS } R_{k1}) \text{ AND} \cdots \text{AND} (Y_m \text{ IS } R_{km})$$

其中, R_j 为 F_2^a 和 F_2^b 神经元之间的模糊关系

$$R_{jk} = \{(I_i, \eta_{R_j}(I_i)) | I_i \in U_i\}$$

如果选择三角函数作为激励-隶属度函数(见图 3), 则有

$$\eta_{R_j} = \begin{cases} \max\left\{0, \frac{\gamma(I_i - W_{j1}^c) + 1}{\gamma(C_j - W_{j1}^c) + 1}\right\} & I_i \leq C_j \\ \max\left\{0, \frac{\gamma(1 - I_i - W_{jn}^c) + 1}{\gamma(1 - C_j - W_{jn}^c) + 1}\right\} & I_i > C_j \end{cases} \quad (8)$$

其中, W_{j1}^c, W_{jn}^c 和 C_j 为权值, γ 为模糊集的支集宽度, γ 越大, 表示集合越模糊。式(8)证明见附录。

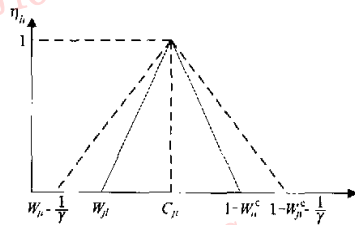


图 3 激励-隶属度函数

在模糊逻辑推理系统中, 反模糊化器的设计常采用最大值反模糊化器、中心平均反模糊化器、改进型中心平均反模糊化器等, FasART 模糊逻辑推理系统采用中心平均反模糊化器, 故在测试阶段反模

2.2 实验结果及分析

FasART 与 ARTMAP 的警戒参数 ρ 和学习速率 β 的取值均与研究类别的特征矢量分布范围有关,如果特征矢量分布范围较宽(即同一类别的特征矢量变化较大、不集中),它们的值应选取较小,反之亦反。但是它们的表现形式不同, ρ 越小,网络中,神经元聚类的特征矢量分布范围较宽; β 为 1 时,为快速学习, β 越小,学习速度越慢,即更多的学习样品对权值有贡献。模糊度 γ 与研究类别之间的特征矢量界线是否明显有关,如果类别之间特征矢量区别较为明显,模糊度 γ 取较小值。经实验,警戒参数 ρ 取 0.55,学习速率 β 取 0.45,FasART 的模糊度 γ 取 0.95。

考虑神经网络的训练在学习阶段与样品的训练次序有关,故训练时,选择最有代表性的样品最后输入。为测试网络对训练样品次序和数量的性能,进行了有针对性的训练,其具体做法是:遍历整个类别的 3 个波段遥感数据,选取所有不同的样品(即 3 个波段数据不完全相同),在这些样品中,存在 2 个波段或一个波段数据不同的不同样品,样品中的数据重复出现的次数越多,越有代表性,越最后输入。表 1~表 5 是以不同的样品数目和不同的次序训练网络后的测试结果。表中数字为测试后的样品个数。

表 1 FasART 模型混淆矩阵(平均分类精度 90%)

Table with 7 columns: 城区, 森林, 耕地, 裸地, 水域, 单类精度 (%). Rows represent the same categories.

* 每组选择 5 个样品学习,对所有样品进行测试。(其中城区、水域两组的分类平均精度为 82.5%)

表 2 ARTMAP 模型混淆矩阵(平均分类精度 88%)

Table with 7 columns: 城区, 森林, 耕地, 裸地, 水域, 单类精度 (%). Rows represent the same categories.

* 每组选择 5 个样品学习,对所有样品进行测试。(其中城区、水域两组的平均分类精度为 75%)

实验结果分析

(1) FasART 分类的平均分类精度高于模糊 ARTMAP 和 K 均值算法。

表 3:K 均值算法混淆矩阵(平均分类精度 87%)

Table with 7 columns: 城区, 森林, 耕地, 裸地, 水域, 单类精度 (%). Rows represent the same categories.

* 其中城区、水域两组的平均分类精度为 70%

表 4 FasART 模型混淆矩阵(平均分类精度 93%)

Table with 7 columns: 城区, 森林, 耕地, 裸地, 水域, 单类精度 (%). Rows represent the same categories.

* 每组有针对性地选择 10 个样品学习,对所有样品进行测试。(其中城区、水域两组的平均分类精度为 85%)

表 5 ARTMAP 模型混淆矩阵(平均分类精度 85%)

Table with 7 columns: 城区, 森林, 耕地, 裸地, 水域, 单类精度 (%). Rows represent the same categories.

* 每组有针对性地选择 10 个样品学习,对所有样品进行测试。(其中城区、水域两组的平均分类精度为 85%)

(2) FasART 和 ARTMAP 对于两组相似程度比较接近的,且同组数据模式变化较大的非线性数据的聚类能力高于 K 均值算法。

(3) FasART 不但有较强的处理非线性聚类能力,而且有较强的抗干扰能力,性能稳定。表 1 和表 4 用不同数量、不同次序样品训练网络,FasART 表现稳定,而从表 2 和表 5 可知:ARTMAP 虽提高了两组非线性数据的聚类精度,但对于样品数据相对集中的数据却产生了较大的误差。

参考文献

1 WANG FANGJU. Fuzzy supervised classification of remote sensing images [J]. IEEE Trans. on Geosci. and Remote sensing, 1990,28(2);194~201.
2 Andrea Baraldi, Elisabetta Binaghi. Comparison of the multilayer perceptron with neuro-fuzzy techniques in the estimation of cover class mixture in remotely sensed data[J]. IEEE Trans. on Geosci. and Remote sensing, 2001, 39(5); 994~1005.
3 Bruzzone L, Prieto D.F. A technique for the selection of kernel function parameters in RBF neural networks for classification of

remote sensing images[J]. IEEE Trans. on Geosci. and Remote sensing, 1999, 37(2):1179~1184.

4 Carpenter Gail A, Gjata Marin N. ART neural networks for remote sensing, Vegetation classification from landsat TM and terrain data[J]. IEEE Trans. on Geosci. and Remote sensing, 1997, 35(2):308~325.

5 Innocent P R, Barnes M, John R. Application of fuzzy ART (MAP) and MinMax (MAP) neural network to radiographic image classification [J]. Artificial Intelligence in Medicine, 1997, (11):241~263.

6 José Manuel Cano Izquierdo, Dimitriadis Yannis A. Learning from noisy information in FasART and fasBack neuro-fuzzy systems[J]. Neural Networks, 2001, 14(5):407~425.

附录

文中式(8)的证明

当 $I_i \leq C_{ji}$ 时,所在三角形的斜边的直线方程为(见图3):

$$\frac{\eta_{ji}}{I_i - \left(W_{ji} - \frac{1}{\gamma}\right)} = \frac{1}{C_{ji} - \left(W_{ji} - \frac{1}{\gamma}\right)}$$

I_i 的激励-隶属度值为

$$\eta_{ji} = \frac{\gamma(I_i - W_{ji}) + 1}{\gamma(C_{ji} - W_{ji}) + 1}$$

为使激励-隶属度非负,故有

$$\eta_{ji} = \max\left\{0, \frac{\gamma(I_i - W_{ji}) + 1}{\gamma(C_{ji} - W_{ji}) + 1}\right\}$$

同理可得,当 $I_i > C_{ji}$ 时的激励-隶属度值.



林剑 1964年生,博士生、工程师。主要从事遥感图象处理、GIS、模式识别、神经网络方面的研究。



鲍光源 1937年生,教授、博士生导师,1962年毕业于北京地质学院。主要从事地球探测和信息技术、遥感图象处理、GIS等方面的研究。发表论文70余篇。



敬荣中 1965年生,博士,高级工程师。主要从事地球探测和信息技术、信号处理、神经网络方面的研究。



黄继先 1973年生,博士生、讲师。主要从事GIS与空间数据库、遥感图象处理方面的研究。