

# 一种适用于多类别遥感图象分类的新方法

## ——复合神经网络分类方法\*

李厚强 王宜主 刘政凯

(中国科技大学信息处理中心 合肥 230027)

**摘 要** 该文提出一种由多层神经网络与自组织神经网络相结合进行多类别遥感图象分类的复合神经网络分类方法。第1步将训练样本按其统计特征分成若干组,用不同组别的训练样本分别训练BP网络。第2步将这些训练好的BP网络并联构成有监督分类器,对遥感图象进行有监督分类。第3步用BP网络的分类结果对Kohonen网络进行自组织训练,用训练好的Kohonen网络构造无监督分类器,对遥感图象进行细分。通过对SPOT遥感图象的分类实验表明,该方法对多类别遥感图象很适用,能显著提高分类的数目和精度,对一幅SPOT遥感图象进行的分类实验,结果可分类别数高达48类,对其16大类的有监督分类的精度可达91.6%。

**关键词** 有监督分类,无监督分类,BP网络,Kohonen网络

## 1 引 言

遥感技术是当前人类研究地球资源环境的一种有力的技术手段。在遥感技术的研究中,遥感图象的模式识别是一个重要方向。遥感图象数据类别多,含混度大,如何解决多类别分类识别并满足一定的精度,是遥感图象研究中的一个关键问题,具有十分重要的意义<sup>[1]</sup>。

遥感图象分类方法可分为有监督分类和无监督分类两类<sup>[2]</sup>。一般来说,无监督分类方法简单,不需要待分类别的先验知识,但其判别精度较差,尤其在待分类别数目较多的情况下更是如此。有监督分类精度较高,但需要训练样本进行训练,对缺乏先验知识的待分类别则无能为力。

传统的遥感图象分类方法一般基于地物光谱的平均量,应用统计模式识别方法(如有监督分类中的最大似然比分类方法,无监督分类中的KMEANS、ISODATA方法等)对象元进行逐点判别。但是遥感图象的识别并不是基于某一参数,通过简单的数学模型所能解决的,传统的模式识别方法具有许多难以克服的困难:运算量太大,难以获得合适的分类特征,无法获知各类的先验概率和概

率分布函数的形式,难以形成复杂的判别函数和分割界面等等<sup>[3]</sup>。人工神经网络是人脑的某种抽象、简化与模拟,由大量处理单元广泛互联而成,是一个具有高度非线性的超大规模动力系统,其处理能力来自于整个网络的非线性,容错能力强,有良好的鲁棒性和自适应性<sup>[4]</sup>。由神经网络构成的分类器是非参数的,对模式隐含的概率分布函数形状的假定前提要求比传统的分类方法弱得多,适于处理一些环境信息十分复杂、背景知识不清楚、推理规则不明确的问题,这些特点对于处理多类别遥感图象特别适用<sup>[3]</sup>。

因此,如何使用人工神经网络方法,将有监督分类和无监督分类结合起来,既提高可分类别数目又确保一定的分类精度是一个值得探索的问题。针对多类别遥感图象的特点,提出了一种复合神经网络分类方法,利用BP网络和Kohonen网络分别构造有监督分类器和无监督分类器,逐步地实现多类别遥感图象的分类。

## 2 复合神经网络分类方法原理

多层神经网络由多层神经元节点组成,每一层节点的输出是下一层节点的输入,这些输出值由于

\* 国家自然科学基金资助项目,基金批准号49371045。

收稿日期:1996年12月26日;收到修改稿日期:1997年5月19日

连接权不同而被放大、衰减或抑制。多层神经网络的学习算法采用 BP 算法, BP 算法的学习过程由正向传播和反向传播组成。在正向传播中, 输入信息从输入层经隐单元逐层处理, 传向输出层; 在误差的反向传播中, 采用梯度下降法, 通过修改各神经元间的连接权值去极小化整个训练集上的误差<sup>[4]</sup>。

节点  $j$  的输入为  $\varepsilon_j$

$$\varepsilon_j = \sum_i W_{ij} O_i \quad (1)$$

其中  $O_i$  是上一层节点  $i$  的输出,  $W_{ij}$  是连接节点  $i$  至节点  $j$  的权值。节点  $j$  的输出为:

$$O_j = \frac{1}{1 + e^{-(\varepsilon_j - \theta_j)}} \quad (2)$$

$\theta_j$  称为阈值或门限。

BP 算法的具体步骤如下所示:

1) 初始化权值和阈值为非零随机小量。

2) 提供连续的输入向量  $x_0, x_1, \dots, x_{N-1}$  和所期望的输出  $t_0, t_1, \dots, t_{M-1}$ 。

3) 逐级计算输出值, 令最后输出为  $O_0, O_1, \dots, O_{M-1}$ 。

4) 调整权值:

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \eta \delta_j O_i + \alpha (W_{ij}(t) - W_{ij}(t-1)) \quad (3)$$

其中,  $O_i$  是节点  $i$  的输出,  $\delta_j$  是节点  $j$  的误差, 若  $j$  是输出节点, 则

$$\delta_j = O_j(1 - O_j)(t_j - O_j) \quad (4)$$

若  $j$  是隐含节点, 则

$$\delta_j = h_j(1 - h_j) \sum_k \delta_k W_{jk} \quad (5)$$

$h_j$  为非输出节点  $j$  的输出。

5) 返回 2) 重复之, 直至误差满足要求。

多层神经网络 BP 算法是一种典型的有监督分类算法, 它将先验知识融于网络学习之中, 加以最大限度地利用, 适应性好。多层神经网络实际上实现了输入空间到输出空间的映射, 每一次映射都使新的模式空间更易划分。在类别数较少时, 其效果是明显的, 它能形成非常复杂的非线性判决函数, 其复杂程度超过传统的有监督分类方法, 如最大似然比分类, 最小距离分类等。但当待分类别数目很多时, 因为判决平面的增多以及类别边界的复杂程度增加, 给判决平面的确定带来困难, 导致网络学习缓慢, 难以稳定, 无法实现理想的非线性划分<sup>[1]</sup>。

为了提高多层神经网络分类器对多类别数据的分类精度, 我们提出用若干 BP 网络并联构造有监督分类器。根据待分类别的统计特征将训练样本分成

若干组, 每组中所包含的类别可以重复。例如, 待分类别有 8 类, 可将其分成 A, B, C 3 组, A 组包含 1, 2, 3, 4, 5, 6 类, B 组包含 5, 6, 7, 8 类, C 组包含 1, 2, 7, 8 类。根据每组所包含的类别数设计相应 BP 网络的各层节点, 用每个组别的训练样本训练其对应的 BP 网络。将训练好的 BP 网络并联, 构造有监督分类器。图 1 是由 3 个 BP 网络并联构成的分类器的示意图。其中, 选择开关的作用是将待分类别按统计特征归入相应组别, A, B, C 3 个网络是用所属组别的训练样本训练好的 BP 网络, 判决器根据 A, B, C 3 个网络的输出结果最终判决未知象元属于哪一类。

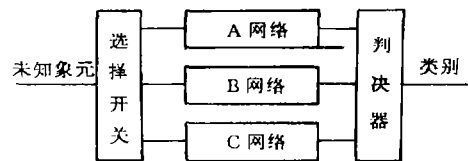


图 1 BP 网络并联结构的分类器

Fig.1 BP network classifier of parallel structure

选择开关的设计可有几种方法: 其一, 可以通过分析训练样本各个波段的直方图, 设置多个灰度阈值, 将训练样本分成几大组。这种方法简单, 对于直方图特征明显的遥感图象比较有效。其二, 可以采用无监督分类的方法 (如 KMEANS 分类方法) 根据训练样本的光谱统计特性, 将训练样本分成几组<sup>[5]</sup>。这种方法复杂一些, 但适应性强, 对直方图特征不明显的遥感图象也适用。

通过选择开关将训练样本分成几大组, 每组所包含的类别数较少, 这既有利于 BP 网络的训练又可以提高分类的精度, 但当待分类别的先验知识无法获得时, 这种方法就不适用了。对于缺乏先验知识的类别, 可使用无监督分类的方法进行识别。

Kohonen 网络是 T. Kohonen 提出的一种自组织神经网络模型。它能产生类似于大脑活动方式的自组织特征映射。Kohonen 网络采用自组织学习方式, 通过调整权值产生矢量量化器, 使得每个输出单元对应于输入信号模式的某一范畴, 并具有拓扑特征保持的性质。用 Kohonen 网络作分类器, 不需要待分类别的先验知识, 其通过自组织特征映射就能达到分类的目的<sup>[4]</sup>。

Kohonen 网络是一个双层网络, 输入层仅起馈入信号的作用, 输出层是按二维栅格排列的输出节点。网络的运行过程如下:

1) 初始化  $N$  个输入节点到  $M$  个输出节点的权值及设置初始邻域的大小。

2) 馈给网络输入信号。

3) 找响应节点: 计算距离  $d_j$

$$d_j = \sum_{i=0}^{N-1} [x_i(t) - W_{ij}(t)]^2 \quad (6)$$

选择  $j^*$  作为当前响应节点, 这里  $d_{j^*}$  为最小,  $j = 1, 2, \dots, M$ .

4) 对节点  $j^*$  及其邻域内所有的节点修正权值:

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \eta(t)(x_i(t) - W_{ij}(t)) \quad (7)$$

5) 返回 2) 直至误差满足要求。

基于以上分析与说明, 我们提出一种复合神经网络分类方法:

1) 根据遥感图象的统计特征, 将训练样本分为若干组, 构造相应的 BP 网络, 用 BP 算法进行有监督训练。

2) 用训练好的 BP 网络并联构造有监督分类器, 对遥感图象进行分类。

3) 用有监督分类的结果对 Kohonen 网络进行自组织训练, 用训练好的网络构造无监督分类器, 对遥感图象进行细分。

在实验中, 它可以实现 48 类的遥感图象模式识别, 其中有监督分类的精度可达 91.6%。

### 3 对遥感图象的分类实验

原始图象如图版 1 图 2 所示, 它是 1991 年 6 月 24 日里斯本地区 and 泰吉河流域遥感图象, 象元为  $256 \times 256$ , 有 6 个波段和一个训练样本集, 含训练样本 8047 个, 这些训练样本是从地面实况数据中抽取出来的, 地面实况数据分 16 大类。

复合分类法中第 1 步构造有监督分类器。首先要将训练样本分为若干组。通过计算, 画出训练样本集中的 16 大类 6 个波段训练样本的直方图。通过研究直方图发现可将训练样本大致分为 3 组: 3 波段值大于 120 且 6 波段值大于 115 为第 2 类; 4 波段是 5—15 的为 4, 5, 6 类; 其余为第 3 组, 包含 1, 3, 5, 7—16 类。其中第 5 类介于第 2 组和第 3 组之间。其次, 要为每组构造相应的 BP 网络。第 1 组中只包含第 2 类, 不需要再分, 不用构造 BP 网络。第 2 组包含 3 类, 采用单隐含层的网络, 其各层节点数分别为 6, 15, 3。第 3 组包含 13 类, 采用单隐含层的网络, 各层节点数分别为 6, 45, 13。接着, 对构造好的网络进行训练。从训练样本集中每类挑选 150 个样本作为训练样本。在网络的训练中, 训练样本的挑选至关重要, 它直接关系到网络的分类精度。在实验中, 我们按以下原则挑选训练样本:

1) 计算原图所附训练样本集中每大类各个波段的均值, 作为每大类的中心点。

2) 将每大类中的样本按其距中心点的欧氏距离排序。

3) 根据距离的远近, 从每大类样本中挑选 150 个样本作为训练样本, 离中心点越近, 挑选的样本越多, 越远越少。例如, 某类有训练样本 700 个, 将其排序, 从前面 100 个样本中每 2 个抽取 1 个作训练样本, 100—300 样本中每 4 个抽取 1 个作训练样本, 300—700 样本中每 8 个抽取 1 个作训练样本。

这样挑选的训练样本既重点突出又顾及全面, 在实验中, 这种方法的训练效果明显优于随机挑选训练样本的方法。最后, 按图 1 构造有监督分类器, 其中选择开关为设置的一组阈值: 3 波段值大于 120 且 6 波段值大于 115 为第 1 组 (第 2 类); 4 波段值小于 15 为第 2 组 (4, 5, 6 类); 其余归入第 3 组 (1, 3, 5, 7—16 类)。

我们从训练样本集中随机挑选 5000 个样本作为测试样本来测试所构造的有监督分类器的分类精度。由于原图中 16 大类每类的象元数目我们无从获知而原图所附的训练样本集是从地面实况数据中随机抽取出来的, 每类样本的数目大至反映一幅图象中此类象元的数目所占的比例, 为了较精确地反映有监督分类器的分类精度, 我们按大约每类 2/3 的比例从原图所附的训练样本集中随机挑选出测试样本。有监督分类器的平均正确率按各类训练精度的加权平均计算, 即

$$\text{平均正确率} = \frac{\sum \text{各类训练精度} \times \text{各类测试样本数}}{\text{测试样本总数}} \times 100\%$$

其中, 各类训练精度按下式计算

$$\text{训练精度} = \frac{\text{正确识别的样本数}}{\text{测试样本数}} \times 100\%$$

测试结果见表 1, 平均正确率达 91.6%。

表 1 并联 BP 网络分类器对 16 大类的训练测试结果

Table 1 Training and classifying result with parelled BP network for 16 gross classes

类 别	1	2	3	4	5	6	7	8
训练精度 (%)	100	98	89.7	100	100	100	92	95.3
测试样本数	150	50	300	150	150	150	150	150
类 别	9	10	11	12	13	14	15	16
训练精度 (%)	100	100	100	65.7	83.5	93.3	93.7	93.7
测试样本数	150	300	350	350	800	1200	300	300

复合分类法中第 2 步用构造好的有监督分类器对遥感图象进行分类。SPOT 遥感图象被分为 15 大类(由于第 4 类数日较少而其特征与第 6 类非常接近,因而将其并入第 6 类)并用 15 种不同的颜色显示于图版 I 图 3。

复合分类法中第 3 步用有监督分类器分出的 15 大类分别对 Kohonen 网络进行自组织训练。为了降低特征维数,首先进行特征抽取。我们画出 15 大类各个波段的直方图,每类抽取 3 个特征明显的波段作为网络的输入。网络的输出层取为  $5 \times 5$  大小,初始邻域半径取为 2。网络训练完毕后,根据输出层的自组织特征映射图将每大类细分为若干子类。表 2 为各类特征抽取的波段与每类子类别数。

表2 各个子类别数及特征抽取的波段  
Table 2 Sub-class numbers and selected bands for each classes

类 别	1	2	3	5	6	7	8	
子类别数	3	3	4	2	1	3	4	
选取波段	1, 2, 3	1, 3, 4	1, 4, 6	3, 4, 6		3, 5, 6	1, 3, 5	
类 别	9	10	11	12	13	14	15	16
子类别数	3	3	5	3	3	3	4	4
选取波段	3, 5, 6	4, 5, 6	3, 5, 6	4, 5, 6	3, 5, 6	1, 3, 6	4, 5, 6	3, 4, 5

我们用训练好的 Kohonen 网络构造无监督分类器,对 SPOT 图象进行细分,将 SPOT 图象分为 48 个子类。图版 I 图 4 是用 48 种不同颜色显示的 48 子类 SPOT 图象。图版 I 图 5 是用 3 种颜色显示的细分为 3 个子类的第 14 大类图象,第 1 子类蓝色,第 2 子类绿色,第 3 子类红色,从图象上可见每个子类的象元基本聚在一起,说明无监督分类的结果是合理的。表 3 是第 14 大类各个子类的均值、方差和最小类间距离,从表 3 也反映出分类结果的合理性。日视判读和统计参数都证实这种方法是可靠的。

表3 第14类各子类均值、方差与最小类间距离  
Table 3 Means, variances and nearest distance of sub-classes in class 14

类别	1			2			3		
均值	91.2	46.7	56.8	108.2	58.7	75.1	138.6	75.0	95.4
方差	5.6	4.1	5.9	6.1	3.7	7.0	12.6	7.4	9.1
最小类间距离	27.7			27.7			40.0		

## 4 结 论

该文在文献 [1] 的基础上提出的复合神经网络分类法采用多层神经网络和 Kohonen 自组织神经网络的优点。同文献 [1] 相比,该文第 1 步用并联 BP 网络取代单一的 BP 网络构造有监督分类器,它避免了 BP 网络在识别对象类别多时学习慢,精度差,不易收敛的缺点;同时,训练样本的挑选采取先排序再挑选的方法,使得训练样本既重点突出又顾及全体,这些改进既方便了 BP 网络的训练又提高了有监督分类的精度,使有监督分类的类别从文献 [1] 中的 10 类上升到 16 类,有监督分类器的平均正确率高达 91.6%。第 2 步用有监督分类器将遥感图象分成几大类。第 3 步用 Kohonen 网络取代文献 [1] 中的 KMEANS 方法构造无监督分类器,对遥感图象进行细分。用 Kohonen 网络取代 KMEANS 方法的优点在于 KMEANS 分类需要指定具体的分类数目,一般是通过分析待分类别的统计特征,人为确定分类数目,这一是繁琐,二是主观因素对分类结果影响较大。用 Kohonen 网络作为无监督分类器,通过 Kohonen 网络产生的自组织特征映射图决定分类数目,进行分类,方法简单可靠。

实验统计参数和目视判读表明这种逐级分类的方法既提高了可分类别的数目又确保了很高的分类精度。实验证明这种复合分类方法在多类别遥感图象的模式识别中是行之有效的。

## 参 考 文 献

- [1] 靳文斌, 刘政凯. 多类别遥感图象的复合分类方法. 环境遥感, 1995, 10(4).
- [2] 刘政凯. 微型计算机数字图象处理技术. 安徽科学技术出版社, 1991.
- [3] Houqiang Li, Zhengkai Liu. A New Approach to Pattern Recognition of Remote Sensing Image Using Artificial Neural Network. *IEEE IGARSS'93*.
- [4] R. P. Lippman. An Introduction to Computing with Neural Nets. *IEEE ASSP Magazing*, April 1987.
- [5] 郭德方. 遥感图象的计算机处理和模式识别. 电子工业出版社, 1987.

## 作 者 简 介

李厚强,男,1969年3月生,分别于1992年和1997年获中国科技大学通信与电子系统专业学士和硕士学位,现为中国科技大学信号与信息处理专业博士研究生。

## A New Method for Multicategory Remote Sensing Image Recognition by Complex Neural Network

Li Houqiang    Wang Yizhu    Liu Zhengkai

*(Information Processing Center, University of Science and Technology of China, Hefei, 230027)*

**Abstract** This article presents a new approach to pattern recognition of multicategory remote sensing images by using multilayered neural network and self-organizing neural network. BP algorithm is a typical supervised classification method by which multilayered neural network can learn previous knowledge about patterns of remote sense image from training sample set and form complicated nonlinear decision function automatically. Kohonen neural network, which may produce what is called self-organizing feature maps similar to those that occur in the human brain, can be used as an unsupervised classifier. In this article, considering the features of multicategory remote sensing images, we synthesize the advantages of these two methods to form a complex classifier. First, training samples are divided into several groups to train the corresponding BP networks which parallel to construct supervised classifier. Second, the remote sensing image is classified into many gross classes by the supervised classifier. Third, use the result of the supervised classifier to train Kohonen network and each gross class is classified into some sub-classes by the trained Kohonen network. This method has been used in the classification of a SPOT remote sensing image, the number of recognizable classes is 48 while the average right rate of the supervised classification is 91.6%. The experimental results verify the usefulness of this approach.

**Key word** BP network, Kohonen network, Supervised classification, Unsupervised classification