

多类别遥感图像的复合分类方法*

靳文戟 刘政凯

(中国科技大学信息中心 合肥 230027)

摘要 多类别识别对于遥感图像分类的实用化具有重大意义。本文提出一种由多层神经网络与无监督分类相结合的复合分类方法。第一步用多层网络对几个大类进行有监督分类,第二步将网络输出作为无监督分类的输入,对遥感图像进行细分,使得可识别的类别数从原来的 10 类提高到 30 类。对 SPOT 遥感图像识别的结果表明,该算法能适应多类别识别任务的要求。

关键词 复合分类,多层神经网络,有监分类,无监分类

1 引言

遥感图像数据类别多,要实现遥感数据识别的实用化,必须解决多类别分类问题并满足相应的精度要求。因此,研究多类别遥感图像的分类方法具有十分重要的意义。

统计模式识别方法一般可以分为有监督和无监督两大类。有监督分类方法需要已知类别的训练模式样本集,统计或学习获得每一样本的特征,最后按某一判别函数进行分类。如多层神经网络 BP 算法就是一种典型的有监分类算法,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,在类别数少的情况下能够得到相当高的精度,但是识别对象种类多时,随着网络规模的扩大,网络收敛缓慢而不稳定,且达不到要求的识别精度^[1,2]。无监督分类是按照各样本间“距离”远近的程度,按物以类聚原则进行分类,它不需要样本集的先验知识,代价小。如 K-MEANS 算法与 ISODATA 算法,它们采用动态聚类,首先选取初始类别中心,然后根据某一聚类准则使各样本向相应中心聚类,形成新的类别中心,反复迭代,直至误差满足要求为止^[3]。一般说来,无监分类精度比有监分类低,而且在类别中心数较大时,迭代次数增多,速度慢。

因此,如何有效地使用有监和无监分类方法,提高分类精度,且又要保证一定的速度,是一个值得探索的问题。本文讨论了一种针对多类别结合神经网络及无监督分类算法,形成分步判决的复合分类方法。

2 复合分类方法原理

一些传统的无监分类法简单,速度快,但在处理数据量大、类别数多和含混度高的遥感图像识别问题时,不能取得满意效果。

* 本文为国家自然科学基金资助项目。

收稿日期: 1994 年 7 月 14 日;收到修改稿日期 1995 年 5 月 16 日

多层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。当数据对象是类别数多、含混度高的遥感图像时,因为判决平面的增多及类别边界的复杂程度增加,给划分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。

对以上两种方法取长补短,我们提出一种复合分类方法。该方法第一级采用神经网络有监分类法,第二级采用 K-MEANS 无监分类法。复合分类算法具体步骤如下:

1. 对遥感图像数据,用多层网络进行几个大类的有监训练。
2. 对整幅图像进行判决分类。
3. 对每一大类,用网络的输出作为无监分类的输入,进行无监督细分。

上述就是整个算法的中心思想,在实验中,它可以实现 30 类的遥感模式识别。

BP 模型是众所周知的多层神经网络模型,网络由多层神经元节点集合组成,每一层节点输出是下一层节点的输入,这些输出值由于连接权不同而被放大,衰减或抑制。这个算法的学习过程由正向和反向传播组成,正向传播中,输入信息从输入层经隐单元层逐层处理,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。

节点 j 的输入为

$$net_j = \sum w_{ij} O_i$$

其中 O_i 是上一层节点 i 的输出。节点 j 的输出为

$$O_j = \frac{1}{1 + \exp\{-(net_j - \theta_j)\}}$$

θ_j 称为阈值或门限。

设有 N 个输入样本 (X_k, Y_k) , 对某输入 X_k , 参考信号为 y_k , 网络实际输出为 \hat{y}_k , 算法如下:

- (1) 设置权值和阈值为非零随机小量。
- (2) 对输入样本,计算 O_{ik}, net_{ik} 和 y_k 。
- (3) 计算 δ_i 的值。

$$\text{I } i \text{ 为输出节点} \quad \delta_i = \hat{y}_i(1 - \hat{y}_i)(y_k - \hat{y}_i)$$

$$\text{II } i \text{ 为隐含层节点} \quad \delta_i = O_i(1 - O_i) \sum_k \delta_k w_{ki}$$

- (4) 权值调整

$$w_{ij}(t) = w_{ij}(t-1) + \eta \delta_i O_j + \alpha \Delta w_{ij}(t-1)$$

- (5) 重复(2)至(5),直至误差满足要求。

BP 模型是一个很有效的算法,许多问题可由它来解决,但它亦存在一些问题,如学习速度慢,在处理对象含混度高、类别多时尤为突出。

K-MEANS 是基于欧氏距离的动态聚类算法,它通过反复计算各样本点到类别中心的欧氏距离,反复调整类别中心。该算法可分为以下几步:

- (1) 选初始类别中心 $Z_1(1), \dots, Z_k(1)$ 。
- (2) 择近分类。样本 X_n 所属类别由下式决定

如果

$$\|X_n - Z_j(m)\| < \|X_n - Z_i(m)\|$$

$$i = 1, 2, \dots, k, i \neq j$$

则 X_n 属于第 j 类: $X_n \in S_j$ 。

(3) 计算新中心

$$Z_j(m+1) = \frac{1}{N_j} \sum_{X_n \in S_j(k)} X_n$$

(4) 中心稳定,则算法结束,否则返回(2)。

3 对遥感图像的分类试验

原始图像如图版 I 图 1 所示,它是 1991 年 6 月 24 日里斯本地区 and 泰吉河流域遥感图像,尺寸 256×256 ,有 6 个波段,地面实况数据分 10 类。复合分类法中第一级采用 BP 模型,网络有单隐含层,从输入到输出各层节点数分别为: 6,20,10,抽取 1000 个样本点训练,平均正确率为 93.6%。十大类训练精度与各类判决样本数如表 1,图版 I 图 2 为 10 类判决结果三色图,图中每一类被赋予一种颜色。

表 1 BP 网络对 10 类别的训练与判决结果

Table 1 Training and classifying result with BP network for 10 classes

类 别	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
训练精度(%)	77	76	100	97	95	98	100	94	99	100
判决样本数	4387	10837	16680	5074	4700	9406	2608	8870	1497	1477

对各类分别进行 K-MEANS 聚类,由于不同地物对不同波段反射率不同,有些地物对某些波段很敏感,而在别的波段上混杂度高。因此在某一类的识别过程中,一些波段的的存在是多余的,并不能提高分类精度,而且可能有害,所以有必要对不同类别的分类选取不同的波段,摒弃不必要的波段。降低特征维数,还可以减少计算量,从而节省时间和费用。在实验中,把每一大类 6 个波段中的 3 个波段经灰度拉伸后作为红、绿、蓝三色的输入,经彩色显示目视判读比较这些波段对该类的敏感程度,最后各类细分选取波段与每类细分类别数如表 2。图版 I 图 3 为 30 子类的分类结果图。

表 2 各类子类别数及选取的波段

Table 2 Sub-class numbers and selected bands for each class

类 别	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
子类别数	4	5	3	3	3	4	2	3	2	1
选取波段数	3,4,5	4,5,6	4,5,5	3,5,6	2,4,5	2,5,6	1,2,5	2,3,4	1,3,5	1,2,3

图版 I 图 2 中第三类(绿色,代表水)细分后成 3 个子类见图版 I 图 3,图版 I 图 4 为原始图像 4,5,6 波段中第三类样本经灰度拉伸后的三色图,计算各子类 4,5,6 波段的均

值和方差,再从原图上用目视判读的办法选取一些样本点,计算其 4,5,6 波段的均值和方差,如表 3,二者进行比较,计算结果一致,这说明复合分类方法是可靠的。

我们在 VAX8700 小型机上进行试验,复合算法运算 16.05 分钟,完成网络的训练、识别以及无监督聚类。同时我们直接用无监督聚类 K-MEANS 方法进行聚类,选取 30 个样本作为初始中心点,对同样的数据进行处理。

定义

$$D(i) = \|Z_i(m+1) - Z_i(m)\|, i = 1, 2, \dots, k$$

如果

$$D(i) \leq T, i = 1, 2, \dots, k$$

T 为设定的阈值

算法结束。当 $T = 0$ 时,经过 20 小时的运算迭代仍未稳定。当 $T = 0.001$ 时,运算 44.26 分钟,最后得到 19 类,从分类结果图来看,质量低于复合分类方法。因此,复合分类方法无论在速度上,还是在分类效果上,都是相当优越的。

表 3 第三类各子类均值、方差与抽样样本均值和方差比较

Table 3 Means and variances of sub-class in class 3 compared with those of samples

子 类	各子类均值	抽样样本均值	各子类方差	抽样样本方差
1	11.36,7.19,4.21	11.01,7.30,4.22	1.3045	1.1639
2	15.75,11.65,6.19	16.36,10.48,5.76	2.0249	1.0349
3	13.45,9.60,5.25	13.69,9.49,5.29	1.4345	1.3665

4 结论

本文提出的分级复合分类方法,结合了多层神经网络和无监督分类算法。第一级遥感图像数据经多层神经网络分为几个大类,输出作为第二级无监督分类的输入,不需要使用繁琐的无监督分类算法。这样,整个算法并不复杂,它避免了多层网络在识别对象类别多时学习慢,不易收敛的缺点,又使得每一大类进行无监督聚类时迭代次数远远小于针对整幅图像使用无监督聚类的迭代次数,而且能保证一定的精度,在多类别遥感图像识别中是行之有效的。

参 考 文 献

- [1] 焦李成. 神经网络系统理论. 西安: 西安电子科技大学出版社,1990.
- [2] 包约翰. 自适应模式识别与神经网络. 北京: 科学出版社,1992.
- [3] 刘政凯. 计算机数字图像处理技术. 安徽科学技术出版社,1991.

A Mixed Classification Method for Multicategory Remotely-sensed Image Recognition

Jin Wenji Liu Zhengkai

(Information Processing Center, Univ. of Sci. & Tech. of China)

Abstract Multicategory recognition is very important to practicality of remotely-sensed image classification. This paper has presented a mixed classification method integrating multi-layer neuron network and unsupervised classification algorithm. At the first step, a multi-layer neuron network is used and the result serves as input for the unsupervised classification at the second step. The number of patterns that can be recognized is increased from 10 to 30. Applying this algorithm to SPOT remotely-sensed image recognition shows it can adapt the requiry of multicategory recognition.

Key words Mixed classification method, Multi-layer neuron network, Supervised classification, Unsupervised classification