

利用分维向量改进神经网络在遥感模式识别中的分类精度

章杨清 刘政凯

(中国科学技术大学 合肥 230027)

摘要 本文介绍了基于BP神经网络的遥感模式识别方法的特点,同时引入分形维数的概念及其在图像中的计算和应用,并将分维作为反映各类别数据纹理特征的附加波段分量,加到网络的输入层,明显地提高了分类精度。

关键词 遥感,分形维数, BP神经网络

1 引言

遥感技术是最近几十年发展起来的新兴科学技术。随着空间科学技术的发展,各种资源、环境监测卫星的发射与运行,为研究地表动态变化提供了多时相、大范围的实时信息,遥感技术不断与地学、环境科学相互渗透,成为研究地球资源环境最有力的技术手段。遥感模式识别也为模式识别这一传统学科带来了新的问题与挑战,注入了研究与探索的活力。

遥感数据是根据不同地物对不同波段电磁波的响应转化为幅度获得的,表征了不同地物。它具有以下特点:(1)各类地物的幅度不同;(2)同类地物各波段幅度不同;(3)有时同类地物在同一波段的幅度也不同,不同地物在同一波段幅度相同(即“同物异谱”和“异物同谱”,有环境、时相上的原因);(4)遥感数据是一种高维信息,数据量十分巨大。

因此,传统的模式识别方法,在遥感模式识别中遇到了许多困难: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,实际应用的需要与问题的难度大等特点促使我们在这一领域寻求新的途径。

神经网络的兴起为这一问题的解决带来了曙光。它与传统分类方法的最大区别在于,在处理模式分类问题时,人工神经网络并不基于某个假定的概率分布;在无监督分类中,从特征空间到模式空间的映射是通过网络的自组织来完成的,是一种聚类过程;在监督分类中,网络通过对训练样本的学习,获得网络的权值,形成分类器。另外,神经网络通常具有较好的容错特性,有利于解决遥感模式的“同物异谱”和“异物同谱”问题。

收稿日期: 1992年11月2日,收到修改稿日期: 1993年4月13日

2 BP 网络

BP 网络是目前应用较多的一种多层神经网络,在其输入层与输出层之间包含一层或多层隐节点。节点的作用函数常选 S 型函数。该网络的学习训练过程由正向传播和反向传播组成。在正向传播过程中,输入信息从输入层经隐含层逐层处理,并传向输出层,若在输出层得不到期望的输出,则输入反向传播,将误差信号沿原路返回,通过修改各层神经元间的权值,使得误差最小。

BP 网络的信息处理能力决定于整个网络,容错能力强,有较好的适应性,适于处理一些环境信息十分复杂、知识背景不清楚、推理规则不明确的问题,而网络的非线性也有利于对特征空间实现非线性划分。

从理论上来说,具有两个隐含层的四层 BP 网络,能实现对任何复杂区域的划分,并能分开网状区域和“空洞”。在 BP 网络中,由于分类器的形成是通过对训练样本的学习获得网络的大量连接权值来实现的,必须经过多次正向传播和反向传播。因此,学习速度相当慢,收敛所需的时间长,而且在学习过程中容易陷入局部最小,使得分类性能下降,为此特征选择就十分重要。下面引用分维向量,正是为了加强纹理特征的提取。

实验采用的是 1984 年 4 月 11 日 LANDSAT 4 的 TM 数据,第 1,2,3,4,5,7 六个波段地面分辨率为 30m,第 6 波段为 120m。地面实况为日本东海大学 1983 年 11 月测量的日本平塚市区。勘测数据可人为地分为五类,分别是植被、水田、街区、河海及其它,每类又含有许多小类,共计 52 小类。

特征选择的两个准则即有效性与完备性。利用多维直方图,根据幅度分布的多个子正态分布情况与待分各类的一致性,再结合待分地物的光谱特征,选择了具有代表性的四类地物,由第 1,4,7 三个波段构成特征向量(表 1)。

表 1
Table 1

编 号	2	13	18	47
地 物	无树房屋	针叶林	水田	河流
像点数	5182	266	1672	390

训练样本的择选,对于传统模式分类方法和 BP 网络方法都十分重要。典型样本的选取,更能提高网络的训练效率和训练精度。在这里,训练集的构成是在训练区中根据空间坐标随机地在每个子训练区内选择适量的训练样本。这样选取的结果,样本在空间上的代表性就比较好,可以预期样本在特征空间上的代表性也会比较好,因为一般而言,某类地物无论在物理空间还是在特征空间,都应保持较好的相关性,在这种训练样本的选取中,就隐含地引入了空间信息。

在大量的实验中,我们发现某些地物的团聚性比较差,在竞争学习中常常处于劣势,使得网络容易稳定到大多数易分的物类识别率较高、而少数不易分的物类识别率较低的局部最小而很难自拔。因此,在网络学习的初始阶段,人为地加大某些不易分的物类的学

习强度,而抑制其它类的学习强度,即降低后者的训练样本的出现率,使得少数不易分的类的训练精度先具有一定水平。同样,在以后的训练中,如果某些类的识别精度已达到某一水平(这一水平也是动态调整的),则动态地调整其学习强度,侧重难学类别的训练,减小 BP 算法中的学习率因子及平滑因子,以提高整体的训练精度。

为了进一步提高识别精度,可引入“模拟退火”方法来避免系统陷入局部极小点。其主要思想是:在系统朝误差减小这样一个总趋势的运动过程中,允许解的搜索方向偶而向较差的解的方向走,以跳出局部最小,最终稳定到全局能量最小的状态。在实验中是通过对权值进行微扰实现的:

$$W_{ij} = W_{ij} \times [1 + E(-\alpha, \alpha)]$$

$E(-\alpha, \alpha)$ 为一个幅度为 α 的均匀分布的随机数,即 $\|E(-\alpha, \alpha)\| \leq \alpha$,一般 $\alpha \leq 1.0$ 。通过在适当时机进行适当幅度的微扰,有助于系统脱离局部最小。

实验结果表明,神经网络方法比传统的模式识别方法具有精度上的优势,但对某些类别的识别精度并不尽人意。可见网络对不同的信息,并不具备普遍良好的特征提取和理解吸收能力。引入分形领域中分维(即分形维数)的概念,能有效地度量图像纹理特征,强化输入信息的表达,提高网络对有限信息的吸收识别率,从而提高识别精度。

3 分形维数

自从 Mandelbrot 做了奠基性的工作以后,分形几何学为自然界和科学领域中许多复杂形体和模式提供了数学模式及有效描述,分形理论在过去的几年中发展迅速,并逐渐将纯数学研究同自然科学和计算应用结合起来。在图形图像学中,分形理论可模拟自然景物,利用分形维数来描述图像的纹理特征,能在一定程度上定量地度量各类物体的粗糙度。

分维的定义有许多种,尚无一种具有普遍意义的阐述。我们根据图像的特点,将分维的特性叙述为:集合 S 由 $N(L)$ 个 E 维线长为 L 的盒子覆盖,若整个 S 包含在一尺寸为 L_{\max} 的盒子内,则 $N(L)$ 个子集中的任一个将落在尺寸为 L 的盒子内,应有

$$N(L) \times r^D = C$$

其中,比例因子 $r = L/L_{\max}$, D 为分维值, C 为常数。则可得:

$$D = \frac{d \log N(L)}{d \log r}$$

原始的多波段遥感图像数据,仅反映了地物的光谱特性,却无法表达地物的纹理特征。尤其对于异物同谱的现象,没有纹理信息参数的引入,更是难以区分和识别,利用分维可有效地解决这个问题。

实验证明,不同的纹理结构具有不同的分形维数。我们可将每幅图像看成三维物体,对应任一像点的三维坐标为 $[x, y, f(x, y)]$,其中 (x, y) 是像点在图像平面内的位置, $f(x, y)$ 是该像点的灰度值。则在纹理细密处,灰度起伏较大,分维值也较大;在纹理平滑处,灰度变化平缓,分维值较小。分形维数一般用来描述物体的整体特征,但考虑到遥感模式识别中处理的是图像的样本点,因此需要获得每个像点的分维值,才能同各波段的灰

度值一起,从纹理特征上表征不同的地物。我们在这里采用某点的相邻像元的灰度变化来求该点的分维。计算任一像点 (x, y) 的分维值的方法如下。

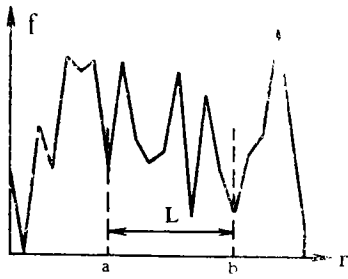


图 1

Fig. 1

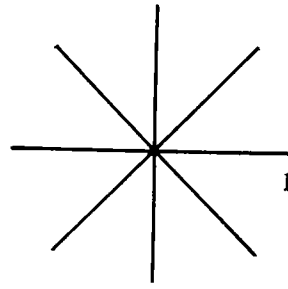


图 2

Fig. 2

如图 1 所示,以像点 (x, y) 为中心,作正东—正西、正南—正北、东南—西北、东北—西南等四向轴,按给定度量尺码 L 截取有效计算范围 $[0, L]$,沿各方向分别计算分维(图 2)。任取 $r \in (0, L)$,令 $r = b - a, 0 \leq a < b$,设

$$n(r) = \frac{|f(b) - f(a)|}{r} + 1$$

其中, $f(b), f(a)$ 是相应像点的灰度。取尽所有可能的 a 值,可得 $n(r)$ 的平均值

$$\overline{n(r)} = \frac{\sum_{a=0}^{L-r} n(r)}{L - r + 1}$$

令 $N(r) = \overline{n(r)} \frac{L}{r}$,并取尽所有可能的 r 值,可得 $N(1), N(2), \dots, N(L)$ 。由最小二乘法可拟合出 $\log N(r)$ 与 $-\log(r)$ 之间的斜率,即为 (x, y) 点沿该方向的分维值 $D_i(x, y)$,其中 $i = 1, 2, 3, 4$,分别代表四个方向的分维分量。我们可根据特定图像的特点,取四向分维的平均值或最大值作为该点的分维,也可由四个分量共同组成该点的分维向量。

从理论上讲,对不同的纹理,用来测量分维的度量尺码也有不同的有效范围,但在分类识别前,无法用不同的尺码去分别测量不同纹理的分维,而只能用同一度量尺码去获得每点的分维。我们采用多尺码测分维的方法,将不同尺码对应的分维值组成分维向量,然后设置适当的比例因子来调整,以使不同纹理突出对应不同尺码的分维分量。

4 遥感分类实验结果

我们采用 4 层 BP 网络,第一、四层分别为输入和输出层,中间为两个隐层。取输入结点数为输入数据的维数,即波段数+分维向量的维数,这里各点分维值取四向分维的平均值。取输出结点数为待识别的类别数目,隐层结点数的确定尚无明确的标准,一般后一隐层为前一隐层的 3 倍,便于收敛和减少计算量。如输入结点为 7 个左右,输出结点为 4 个,则第一、二隐层的结点数可分别取为 15 和 5。据此网络对 NOAA 积雪图像和其他

云图进行分类,发现识别精度比传统方法有较大的提高。由于 TM 数据有相应的地面实况数据作比较,可信度高,故这里仅列出对 TM 遥感数据采用不同方法进行分类识别的情况,并比较结果,可发现神经网络方法比传统方法具有精度上的优势(表 2)。

表 2
Table 2

方法/地物	无树房屋(%)	针叶林(%)	水田(%)	河流(%)	平均识别率(%)
最大似然法	66.70	60.00	73.30	66.70	66.70
普通 BP 网络	70.20	64.08	78.49	72.32	71.27
改进 BP 网络	74.09	71.16	82.31	78.87	76.61
加分维网络	76.05	81.85	88.31	81.95	82.04

由于某些类在某些波段的遥感数据中存在“异物同谱”或“同物异谱”的现象,因此在实际应用中,可有选择地针对具体待分的类别选用其中“较好”的几个波段,而非全盘吸收。一般如“异物同谱”或“同物异谱”的某个波段数据,其相应分维数据能保证“异物异谱”和“同物同谱”,因此也可用其分维数据替代之。另外,待识别的类别数可按实际需要而定,只是相应的隐层结点需按输入和输出结点数作相应改动。一般地,识别的类数越多,识别的能力越低,但在引入分维的 BP 神经网络中,精度的降低并不明显,尤其是所增加的类别与已有类别的相关性不大时,几乎不影响原来各类的分类精度。

可见,利用神经网络进行遥感图像模式识别是十分有效的,同时引入分维向量来强化输入模式在纹理特征上的信息表达,可在总体识别精度上更上一层楼。

参 考 文 献

- [1] M. F. Barnsley, et al., *The Science of Fractal Image*. New York, Springer-Verlag, 1988.
 [2] Liu Zhengkai. Classification of Remotely-sensed Image Data Using Artificial Neural Networks. *Int. J. Remote Sensing*, 1991 (12): 2433—2438.
 [3] 刘政凯. 微机数字图像处理技术. 合肥: 安徽省科学技术出版社, 1990.

Accuracy Improving of Neural Network Classification for Remotely-sensed Data by Using of Fractal Dimension

Zhang Yangqing Liu Zhengkai

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

Abstract This paper has presneted a classification method of remotely-sensed Image data based on BP neural network, and introduced the concept of fractal dimension which describes image texture suitably. The approach is also given for calculating fractal dimension applied in image field. Finally, fractal dimension is adopted as the additional sector of input vectors in neural network, which has greatly improved classification accuracy.

Key words Remote sensing, Fractal dimension, BP neural network