

变差函数和神经网络结合的 遥感影像分类方法研究

李小涛¹, 李纪人¹, 黄诗峰¹, 宋小宁²

(1. 中国水利水电科学研究院, 北京 100044 ; 2. 中国科学院研究生院资环学院, 北京 100049)

摘要 : 提出利用地统计学变差函数对遥感影像纹理信息进行提取 , 将变差函数得到的纹理信息与光谱信息相结合 , 运用神经网络进行分类的遥感影像分类方法。将该分类方法应用于试验区 , 并与最大似然法的分类结果进行对比分析 , 结果表明 , 该方法具有较高的分类精度。

关键词 : 地统计学 ; 变差函数 ; 神经网络 ; 纹理 ; 分类

中图分类号 : TP 75 文献标识码 : A 文章编号 : 1001 - 070X(2006)01 - 0018 - 04

0 引言

遥感影像分类的最终目的是获得遥感影像中与实际地物的对应信息。如何把这些信息提取出来 , 一直是遥感研究的重要课题之一。遥感影像一般包含 3 方面信息 : 光谱信息(指由于地面物体反射或发射电磁波强弱的不同而显示的信息 , 它主要表现为影像灰度的不同)、空间信息(表现为影像灰度的规律性变化 , 主要指影像的纹理信息) 和时间信息。正如对物体的识别过程一样 , 对遥感影像的识别也必须综合考虑它所含有的各种信息。遥感影像的时间信息主要体现在遥感数据的时相上 , 在选择好某一时刻后 , 可以用于地物识别和分类的主要是光谱信息和纹理信息。目前 , 遥感影像纹理分析方法主要有自相关函数分析法、行程长度分析法、灰度共生矩阵分析法、傅立叶频谱分析法、小波分析法及分形分析法等^[1]。本文采用了一种新的纹理提取方法——地统计学变差函数法 , 并将这一方法提取的纹理信息和光谱信息相结合进行遥感影像的分类 , 以提高分类精度。

1 方法研究

1.1 变差函数和遥感影像纹理提取

遥感图像的纹理主要表现为影像地物的形状、

大小、方位、均质程度以及不同地物之间的空间关系和亮度反差关系等^[2]。地统计学(Geostatistics) , 也称地质统计学 , 它是由法国统计学家 G. Matheron 提出的。它是“以区域化变量理论为基础 , 以变差函数为主要工具 , 研究那些在空间分布上既有随机性又有结构性 , 或空间相关性和依赖性的自然现象的科学”^[3]。变差函数的定义为 : 变量 $Z(x)$ 在 $x, x+h$ 两像素点处值 $Z(x)$ 与 $Z(x+h)$ 差平方的数学期望之半称为 $Z(x)$ 在 h 方向上的变差函数 , 记为 $\gamma(h)$, 公式为

$$\gamma(h) = \frac{1}{2} E [Z(x+h) - Z(x)]^2 \quad (1)$$

从地统计学的角度来看 , 遥感影像的像素灰度值可以看作是一区域化变量^[4] , 它既具有随机性 , 又具有空间相关性。在满足内蕴假设的条件下 , 它的这两个性质可以通过变差函数来进行研究。根据变差函数的定义 , 在实际应用中 , 其计算公式为

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [Z(x_i+h) - Z(x_i)]^2 \quad (2)$$

式中 h 为某方向上两点的距离(步长) ; $N(h)$ 为所有相距 h 两点的点对数目 ; $Z(x_i+h)$ 和 $Z(x_i)$ 为点 x_i+h 和点 x_i 处的影像灰度值。

在实际应用中 , 由于式(2)计算的是像素点对之间的差值平方 , 变差函数 $\gamma(h)$ 的值易受某些异常值的影响^[5] , 所以 , 有时也将式(2)中的两点之差的平方变换为两点之差的绝对值 , 以减少这种影响 , 即

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} |Z(x_i + h) - Z(x_i)|^2 \quad (3)$$

式(3)也称为绝对变差函数。

从公式(2)和(3)可以看出 $\gamma(h)$ 为关于 h 的函数。不同的纹理图像,当 h 固定时,在一定窗口大小范围内 $\gamma(h)$ 的变化规律是不同的。对于粗纹理 $\gamma(h)$ 的值较小,而对于细纹理 $\gamma(h)$ 的值较大。所以,变差函数可用来进行遥感影像的纹理提取。

1.2 神经网络

神经网络又称人工神经网络(Artificial Neural Network,简称 ANN)。它是一种非线性的处理单元,具有知识的分布式存储,信息处理的并行结构方式,可以处理复杂的数据集,识别更精细的模式。随着神经网络系统理论的发展,神经网络技术日益成为遥感数字图像分类处理的一种有效手段。

在多源数据的情况下,不同来源的空间数据可能不服从正态分布,且往往没有统计意义,传统的统计分类方法难以对这种数据做出正确的分类。神经网络的一个最大特点就是数据的类型和分布函数没有特殊的要求,容忍度高,容错性强,具有综合推理的能力。这一特点对于离散的、非正态分布的多源数据的处理是非常适合的。因此,采用神经网络分类器能够更好地将遥感影像的多光谱信息和纹理信息结合起来进行分类。本文采用的是反向传播学习算法,即 BP 算法(Back - Propagation,图 1)。

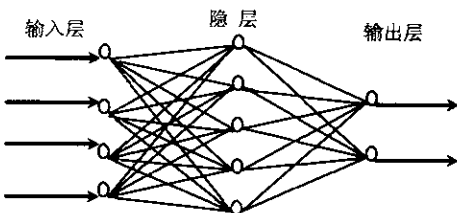


图 1 BP 神经网络模型

从图 1 可以看出,神经网络分正向传播和反向传播:正向传播时,输入样本从输入层经过隐层进行处理,通过所有隐层之后,则传向输出层。在逐层处理过程中,每一层神经元的状态只对下一层神经元的状态产生影响,在输出层把现行输出和期望输出进行比较,如果输出不等于期望输出,则进入反向传播过程;反向传播时,误差信号按正向传播反向传回,反复修改(迭代)各节点的权重和阈值,逐步减小误差,直到达到预先设定的要求。当误差小于某一相当小的正数或迭代时误差不再减少时,完成 BP 网络的输入与输出映射关系的建立。本次试验采用 3 层 BP 神经网络,隐层的神经元数目为 5。

1.3 辅以纹理的光谱分类方法

纹理信息辅助的遥感影像分类方法一般有两种:一是把纹理信息参数作为分类器中判断类别的条件参与分类;二是先利用多光谱信息对遥感影像进行分类,再利用纹理信息对光谱分类结果进行进一步细分。本文采用第一种方式。

变差函数提取纹理并参与遥感影像的分类一般有两种方法:一是用移动窗口法计算所得的真实变差函数值用于分类;二是给实验变差函数套合模型,用模型的参数进行分类^[6],本文采用第一种方式。

2 试验研究

2.1 数据源及其分析

采用山东省某地区的 TM 数据,时相为 1985 年 10 月,工作子区影像大小为 256 像元 × 256 像元(插图彩片 2)。

若对每个波段都进行纹理提取并将其应用于分类,那么计算量增大,信息将冗余。因此,首先对 TM 数据进行主成份分析,主成份分析后的第一主成份包含了原数据 92.32% 的信息,所以把第一主成份用于变差函数纹理提取。

2.2 纹理提取及分类

在变差函数纹理分析和计算中,主要考虑 3 个方面的因素。

首先,窗口大小的选择。一般来说,窗口选择太大可能包含多余的无用信息;选择的太小又不能有效、全面地描述地物的特征,而且窗口选择的较小,噪声对纹理的计算影响较大。所以,合适的窗口大小对于纹理的计算十分重要。在实际应用中,一般根据影像地物的实际特征来确定窗口的大小。参考文献[6],并结合试验区的地物特征,本次研究选择 5 像元 × 5 像元的窗口进行纹理信息的提取。

其次,步长的选择也非常关键。由前述,在一固定窗口内进行纹理计算时,不可能计算所有步长的变差函数值,在选择计算步长时,步长大小一般不能超过窗口大小的一半。所以,在 5 像元 × 5 像元的窗口内,我们分别选取步长为 1、2 进行试验。

第三个要考虑的因素是变差函数的各向异性,即变差函数计算方向的选择。图 2、图 3 是采用 5 像元 × 5 像元的窗口计算所得的变差函数图。

根据有关资料 and 目视解译,把该地区地物分为以下 5 类:水体、植被、耕地、村庄和道路。在分类中,对 TM 的 6 个波段(TM 1 ~ 5、7)数据和由第一主

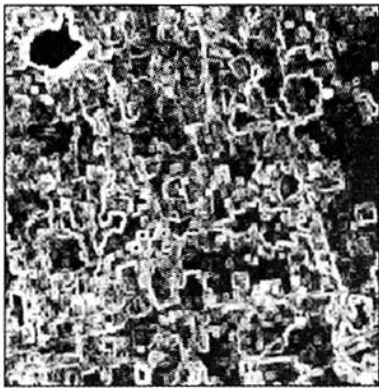


图 2 直接变差函数图

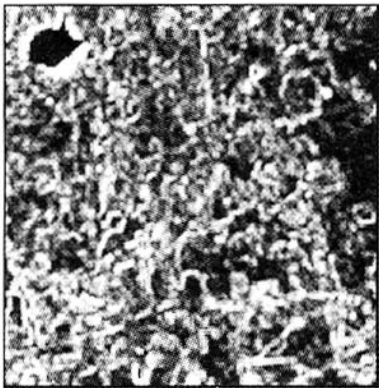


图 3 绝对变差函数图

成分计算所得的纹理图组合成新的波段(共 7 个波段)进行分类。为了对比,我们进行了基于光谱信息的最大似然法分类、基于光谱和纹理信息的最大似然法分类和基于光谱和纹理信息的神经网络分类。分类结果如插页彩片 3 所示。

从插页彩片 3 可以看出,在只有光谱参与的最大似然法分类结果中,地物的类型显的很破碎,孤立点较多,各种地物,尤其是水体和村庄的边界模糊;在加入绝对变差函数纹理后,地物边界的清晰度有了一定改善,但错分的类型依然很多,尤其是许多类别被错分成了道路。利用神经网络对光谱和纹理信息进行分类后,分类的效果则相对较好,地物之间的界线比最大似然法的结果有了很大地改善。这可以从位于影像左上角安家林水库的分类效果明显看出。另外,一些原来被错分的类别被正确分了出来,最明显的就是一些小的水体被分了出来(见分类图中的红色部分)。

3 精度检验

为了检验各种方法的分类精度,选取了 873 个样点作为检验样本。精度分析结果见表 1~表 4。

万方数据

表 1 基于光谱信息的最大似然分类结果

地物	水体	耕地	植被	村庄	道路	制作精度/%
水体	94	0	0	0	0	100
耕地	1	242	18	26	0	82.03
植被	0	8	215	4	0	94.71
村庄	0	3	16	175	1	89.74
道路	0	5	34	6	19	62.50
使用精度/%	98.95	93.80	75.97	82.94	95.00	29.69
总体精度/% =85.938 5			Kappa 系数 =0.776 3			

表 2 基于光谱和纹理信息的最大似然分类结果

地物	水体	耕地	植被	村庄	道路	制作精度/%
水体	95	0	0	0	0	100
耕地	0	257	14	4	1	93.12
植被	0	1	222	3	0	98.23
村庄	0	0	14	192	0	93.20
道路	0	0	33	12	19	29.69
使用精度/%	100	99.61	78.45	91.00	95.00	
总体精度/% =90.542 1			Kappa 系数 =0.874 2			

表 3 基于光谱信息的 BP 神经网络分类结果

地物	水体	耕地	植被	村庄	道路	制作精度/%
水体	95	0	0	0	0	100
耕地	0	254	6	3	0	96.58
植被	0	0	232	1	0	99.57
村庄	0	1	14	189	1	92.20
道路	0	3	31	18	19	26.76
使用精度/%	100	98.45	81.98	89.57	95.00	
总体精度/% =91.003 5			Kappa 系数 =0.880 8			

表 4 基于光谱和纹理信息的 BP 神经网络分类结果

地物	水体	耕地	植被	村庄	道路	制作精度/%
水体	95	0	0	0	0	100
耕地	0	256	6	2	0	96.97
植被	0	1	246	0	1	99.19
村庄	0	0	16	204	0	92.73
道路	0	1	15	5	19	47.50
使用精度/%	100	99.22	86.93	96.68	95	
总体精度/% =94.579 0			Kappa 系数 =0.927 2			

可以看出,辅以纹理分类的总分类精度明显高于仅利用光谱信息的分类精度(从 85.938 5% 提高到了 94.579 0%),尤其是采用辅以变差函数纹理的神经网络分类,总体分类精度提高了 8.640 5%, Kappa 系数也从 0.776 3 提高到了 0.927 2。

4 结论

地统计学变差函数用于遥感影像纹理提取是非常有效的,用它辅助光谱信息进行分类可明显提高分类精度。神经网络分类器具有容错能力强、良好的鲁棒性和自适应性等特点,而且对多源数据具有综合推理的能力。所以,将纹理信息和多光谱信息相结合进行分类是非常适合的。实验结果表明:辅

以变差函数纹理的神经网络分类比传统方法效果更理想、分类精度更高。

参考文献

[1] 贾永红. 计算机图像处理与分析[M]. 武汉 :武汉大学出版社 ,

2001 .

[2] 孙家柄,舒宁,关泽群. 遥感原理、方法和应用[M]. 北京 :测绘出版社 ,1997 .

[3] 王政权. 地统计学及在生态学中的应用[M]. 北京 :科学出版社 ,1999 .

[4] Curran P J. The Semivariogram in Remote Sensing : Introduction [J]. Remote Sensing of Environment ,1988 ,24(3) :493 -507 .

[5] 黄颖端,等. 基于地统计学的图像纹理在岩性分类中的应用 [J]. 国土资源遥感 ,2003 (3) :45 -49 .

[6] Atkinson P M ,Lewis P. Geostatistical Classification for Remote Sensing : An Introduction[J]. Computers & Geosciences ,2000 ,26 :361 -371 .

[7] Chica - Olmo M ,Arbarca - HeÁrnandez F. Computing geostatistical image texture for remotely sensed data classification[J]. Computers & Geosciences ,2000 ,26 :373 -383 .

A REMOTE SENSING IMAGE CLASSIFICATION
METHOD BASED ON GEOSTATISTICS

LI Xiao - tao¹ , LI Ji - ren¹ , HUANG Shi - feng¹ , SONG Xiao - ning²

(1. China Institute of Water Resources and Hydropower ,Beijing 100044 ,China ;2. Graduate University of Chinese Academy of Sciences ,Beijing 100049 ,China)

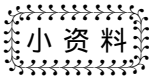
Abstract :Texture is the key character of remote sensing image. In this paper ,the image texture was extracted by means of semivariogram. On such a basis ,this study adopted the back propagation artificial neural network method to make classification by combining spectral feature with many sort of textures. The classification results were then compared with the results obtained by the maximum likelihood method. The results of the study have proved that the application of combined spectral features and textural measures based on the geostatistics and NN theory to the classification of the remote sensing image may improve the accuracy of image classification.

Key words :Geostatistics ;Variation ;Artificial neural network ;Texture ;Classification

第一作者简介:李小涛(1974 -) ,男,工程师,中国水利水电科学研究院遥感中心工作,主要从事遥感和地理信息系统在水旱灾害等方面的应用研究。

(责任编辑:刁淑娟)

=====



世界湿地日

1971 年 2 月 2 日,旨在保护和合理利用全球湿地的国际公约《关于特别是作为水禽栖息地的国际重要湿地公约》(简称《湿地公约》)在伊朗拉姆萨尔签署。1996 年《湿地公约》常务委员会第 19 次会议决定,从 1997 年起,将每年 2 月 2 日定为“世界湿地日”。我国于 1992 年 7 月 31 日正式加入《湿地公约》。

《湿地公约》秘书局确定的今年世界湿地日的主题是:“湿地与减贫”。