

基于 BP 神经网络的遥感影像分类

俞冰

河海大学水资源环境学院, 江苏南京 (210098)

摘 要: 传统统计模式识别方法进行遥感影像分类时要求数据服从正态分布, 并且存在分类精度低的缺点。通过分析 BP 网的分类原理与学习算法, 选择最能反映研究区土地利用信息的光谱数据, 进行 BP 网的训练分类。将分类结果与采用最大似然法所得的结果综合比较, 结果表明, 该方法优于最大似然法。

关键词: 遥感, BP 神经网络, 影像分类, 最大似然法

遥感图像分类是利用计算机通过对遥感图像中的各类地物的光谱信息和空间信息进行分析, 选择特征, 并用一定的手段将特征空间划分为互不重叠的子空间, 然后将图像中的各个像元归化到各个子空间去。传统的遥感图像计算机分类方法一般多为基于 bayes 统计理论的最大似然法, 然而随着遥感数据空间维数的不断扩展, 该方法开始暴露出一些弱点: (A) 多源、多维的遥感数据, 可能不具备正态分布特征; (B) 离散的类别数据(如地面实测数据), 在很多情况下不具备统计意义; (C) 对于高维空间数据, bayes 准则所要求的协方差矩阵将难以得到。

神经网络分类法的兴起为这一问题的解决提供了可能。人在对遥感图像进行分析时, 除了分析图像的光谱特性、形状、纹理外, 还综合了其它许多学科的知识, 并且人脑还具有高度的容错能力、自行组织和自行发展的适应功能。神经网络就是基于模仿人体大脑的结构和功能, 对各种感觉所提供的信息进行筛选与分析理解的一种信息处理系统。

近几年来, 运用神经网络进行遥感图像自动识别分类的研究日益被重视, 应用的也最为广泛和深入。如蒋建军等利用地理辅助数据参与的基于知识的方法进行环青海湖地区草地蝗虫生境分类研究, 分类精度明显高于最大似然法^[1]。程涛等将专家系统的方法应用于草场资源的遥感调查, 将 MSS4, 5, 7 三个波段进行生物量计算和色度空间变换, 分类精度比最大似然法也有一定提高^[2]。骆剑承等将光谱数据进行人工神经网络分类研究, 实验结果表明该方法比最大似然法分类精度高^[3]。Yang 和 Lo 利用了不同时相 MSS 和 TM 影像, 在利用非监督 ISODATA 分类基础上研究了美国亚特兰大市的土地利用/土地变化情况, 进而为研究环境生态变化提供依据^[4]。本文将采用典型的前馈型网络(BP 神经元网络)模型对遥感影像进行分类处理。

1. 研究区概况

本文所用的遥感数据为: 2002 年南京市 TM 影像, 南京市行政区划图和南京市统计年鉴。

南京市位于北纬 33°31', 东经 118°47', 属北亚热带季风气候区, 四季分明, 夏热冬冷, 春秋短暂, 雨量集中, 历年平均气温 16℃, 主导风向夏半年为西南风, 冬半年为东北风。南京地处中国沿海和长江流域两大经济带交汇部, 距长江入海口三百公里, 总面积 6598 平方公里。南京土地的类型众多, 是由低山、丘陵、岗地、河谷平原、沿江平原所组成的地貌综合体。其中, 低山丘陵占土地总面积近 65%, 平原占土地总面积的 35%。全市土地总面积中耕地占比例最大, 其次是林地、居民地、工矿用地、水体等。

结合研究区的特点, 本次最终把研究区土地利用类型分为耕地、植被、水体、居民及建设用地、未利用地五类。

2. BP 网的分类原理及算法

2.1 基本原理

BP 神经网络适用于多层网络的学习,对网络中各层的权系数进行修正,是一种有导师指导的模型,建立在梯度下降法的基础上。它含有输入层、输出层以及处于输入输出层之间的隐层。虽然隐层不和外界连接,但是它们的状态则影响输入输出之间的关系,改变隐层的权系数,可以改变整个多层神经网络的性能。

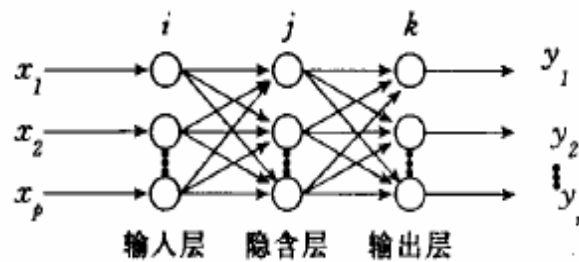


图 1 神经网络结构示意图
Fig.1 structure of BPNN

2.2 算法分析

BP 算法分二步进行,即信号的正向传播和误差的反向传播。正向传播时,输入的样本从输入层经过隐层进行处理,通过所有的隐层之后,传向输出层;在逐层处理的过程中,每一层神经元的状态只对下一层神经元的状态产生影响。到输出层时,再把现行输出和期望输出进行比较,如果现行输出不等于期望输出,则进入反向传播过程。反向传播时又把误差信号按原来正向传播的通路反向传回,并对每个隐层的各个神经元的权系数进行修改,从而使误差信趋向于最小。如此循环往复进行权值修正就是网络的学习训练过程,此过程一直进行到网络输出误差减少到可接受的程度。网络训练过程中,需要指定循环次数,如果循环次数达到时,模式最大允许误差尚未满足要求,运算将停止,然后进行参数调整,重新训练。最后用训练好的网络进行分类,获得各类目标的信息分布特征^[5]。

2.3 分类实现

分类实现主要分两个阶段:第一阶段是根据样本数据,网络本身进行自学习;第二阶段是利用学习结果对图像进行分类^[6]。整个学习、分类过程如图 2。

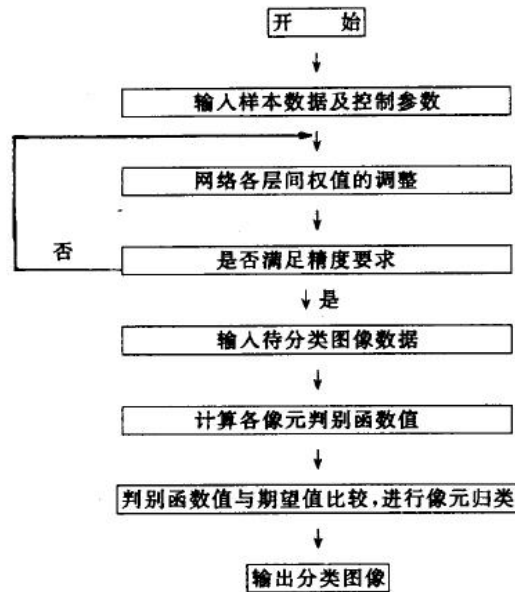


图2 分类实现框图
Fig.2 procession of realize

3. 遥感影像分类

3.1 网络结构设计

网络尺度选择:BP 网隐层数目决定了整个网络的尺度,隐层越多,网络越复杂。一般而言,复杂的网络更易获取训练区样本特性,但普适性相对来讲较弱。而且,层数越多,计算量越大,计算时间也会相应增长^[7]。因此,本文选择最基本的单隐层网络进行训练分类。

输入、输出层神经元设计:输入层各神经元是影响分类精度的关键性因子,输入向量维数越多,即用以识别的因子多,分类结果相对越准确,但输入向量应选择对输出影响大且输入向量间应互不相关或相关性小^[8]。本试验区选择了 TM3、4、5 的光谱数据,神经网络输出层神经元数为分类类别数,由于土地利用类型如前述分为 5 类,从而设定输出层神经元数为 5。

隐层神经元设计:隐层神经元数难确定,没有通用的理论指导,实际应用中主要通过经验公式,结合参数调试,依调试结果决定。隐层神经元数过多或过少都会使网络性能下降,如果为单隐层,则隐层神经元数一般至少为输入、输出层神经元数的最大值;如果仍不能达到足够分类精度,可适当增加隐层神经元数,直至获得预期的结果^[9]。因此,本实验设定隐层神经元数为 7 较为合理。

3.2 网络训练分类

选取有确定类别的样本作为网络的学习样本,以样本值作为网络的输入,同时设定样本类别的期望输出,这样就建立了网络的学习模式。为了选择较好的样本数,实验中分别选取各类样本点 30、40、50、60 个,对网络进行反复训练。训练时选取学习速率和目标误差分别为 0.01 和 0.001,网络性能达标,训练结束。再选用 150 个样本点作为测试集,分别求不同样本数训练网络的测试误差,通过比较相对误差和精度,各类样本数为 50 网络训练可使分类结果更接近客观实际^[10-12]。样本数多于和少于 50 的网络训练使得各类别特性趋势于模糊,更易造成混分。

根据以上对比,以各类样本数为 50 进行训练的网络完成实验区土地利用的分类。图 3 为

实验区 LandsatTM 影像,图 4 为该方法的分类结果。

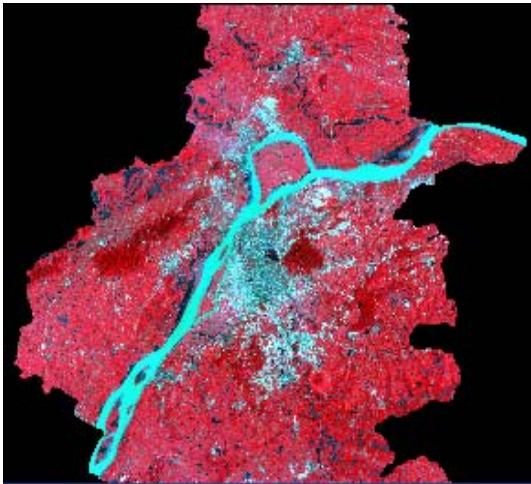


图 3 实验区 TM 影像
Fig.3 RS image of the experimental area

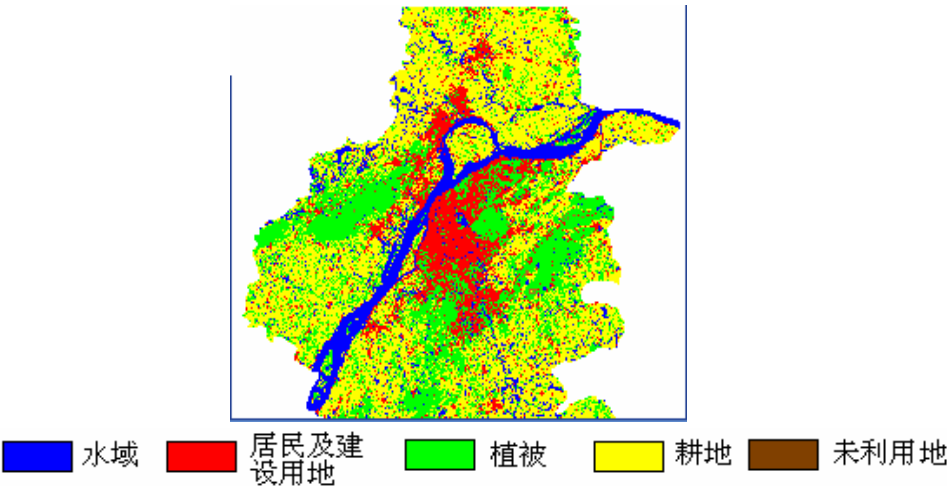


图 4 BP 神经网络的分类结果
Fig.4 Classification of BPNN

4. 分类精度分析

为检验图像分类的精度，采用的是在原始图像上随机采点的方法，采用的采点方式是采点数与分类类别涉及的像元数成比例的方式，随机采了1000个点作精度评价，获得测试样本的误差矩阵（表1）。结果表明该方法获得的总精度为89.30%。

表 1 基于 BP 神经网络分类的误差矩阵
Table 1 Error matrix of BPNN classification

	居民及建设用地	耕地	水体	植被	未利用地	总和
居民及建设用地	148	0	0	1	0	149
耕地	14	397	8	20	2	441
水体	3	0	123	0	0	126
植被	13	41	3	218	0	275
未利用地	1	0	0	1	7	9
总和	179	438	134	240	9	1000

总体精度= 89.30% Kappa 系数=0.85

为了验证该方法分类的有效性,采用最大似然法对影像进行分类,与其比较。利用上述1000个样本点,得到的分类精度(表2),该方法所获得的总精度为81.50%。

表2 最大似然法分类的误差矩阵
Table 2 Error Matrix of Maximum Likelihood classifier

	居民及建设用地	耕地	水体	植被	未利用地	总和
居民及建设用地	100	1	2	0	1	104
耕地	8	463	16	23	4	514
水体	0	0	109	0	0	109
植被	13	29	0	207	5	254
未利用地	2	0	0	1	16	19
总和	123	493	127	231	26	1000

总体精度=81.50%

Kappa系数=0.76

从精度评定的结果可以看出,居民及建设用地存在比较多的漏提,主要是将其分类为耕地和草地,其主要原因还是混合像元的问题,主要是城市的绿地与城市居民地,道路两边的行道树与道路,乡村零散的居民地与耕地存在较多的混合像元。还有部分是由于高层建筑的阴影导致将其分为水体。未利用地与植被和耕地的混分主要是因为裸地多少带点植被信息。有些水田里带有少量的植被,而有些水体里也长有一些水生植被,导致了水体的漏分,将其分类到了耕地类别之中。有些类别的分类精度的不高,还有一部分因素是因为精度评定的参考资料的缺少,完全靠对原始影像的目视判别,而有些像元通过目视判别是很难将其归类的。

5. 结果讨论

本次采用神经网络分类的效果,从总体上来说要比最大似然法分类效果好,而且在分类速度上也加快很多,它比传统分类方法有所改进。因为神经网络分类并不是基于某个假定的概率分布,而是通过对训练样本的学习,获得网络的权值,形成分类器。采用神经网络算法进行遥感影像分类,可以在一定程度上消除传统的遥感影像分类所带来的模糊性和不确定性。同时从分类所需的时间上来讲,已经过训练的神经网络所具有的速度不会低于传统的遥感影像分类方法,如果隐节点的数目选择合适,神经网络模型的建立合理,速度还会超过传统的遥感影像分类方法。

然而,采用神经网络模型仍存在许多有待解决的问题,如在训练完毕进行分类的过程中,对于每个像素,是根据网络计算出在每一类中的概率,并取其中概率最大值所属的类别作为该像素的类别。而这种方式的准确性不一定高,因此在像素类别判断时,可以引入相邻像元的性质,也可以叠加同一地区的矢量图形,通过矢量图形提供的信息进行进一步的判断等,这些都是有待进一步解决的问题。

参考文献

- [1] 蒋建军,倪绍祥,韦玉春. GIS 辅助下的环青海湖地区草地蝗虫生境分类研究.遥感学报.2002, 6(5):387-392.
- [2] 程涛, 李德仁, 舒宁.草场资源遥感调查专家系统模型.武汉测绘科技大学学报, 1992, 17(4) : 41- 47 .
- [3] 骆剑承, 周成虎, 杨艳.人工神经网络遥感影像分类模型及其与知识集成方法研究.遥感学报.2001, 5 (2):122-129
- [4] Yang X, Lo C P. Using a time series of satellite imagery to detect land use and land cover changes in the Georgia metropolitan area. International Journal of Geonraphic Information System, 2002,23(9):1 775-1798. in Qinnhai lake renion. Journal of Remote Sensinn, 2002, 6(5): 58-60.
- [5] 飞思科技产品研发中心. 神经网络理论与 MATLAB7 实现[M], 北京:电子工业出版社, 2005.95-104
- [6] 毛建旭,王耀南. 基于神经网络的遥感图像分类[J]. 电子学报, 2001, 78-82.
- [7] 王耀南,王绍源,宋明. 遥感图像分类的神经网络并行学习算法[J].电子学报, 1997, 25(10): 99-101.
- [8] 陈述彭,童庆喜,郭华东.遥感信息机理研究.北京:科学出版社.1998,367-369.
- [9] 李建,刑立新. 人工神经网络在遥感图像处理中的应用探讨[J]. 世界地质, 2004 ,21(3): 278-292.
- [10] 胡希军,翟有甜. 神经网络在遥感图像自动分类中的应用研究[J]. 浙江师大学报, 1996, 19(4): 82-85.
- [11] 冯学智,都金康.中巴资源一号卫星水体信息提取研究[J].南京大学学报(自然科学), 2003, 39(1): 106-112
- [12] 贾永红,张春森,王爱平. 基于 bp 神经网络的多源遥感影像分类[J].西安电子科技大学学报, 2001, 21(1): 32-36

Remote Sensing Image Classification Based on BP Neural Network

Yu Bing

School of Water Resource and Environment, Hohai University, Nanjing, Jiangsu, China (210098)

Abstract

The traditional statistical classifier is suitable in making RS image classification in normal distribution with its low precision. After analyzing the principle and learning algorithms of BPNN, land use classification of BPNN is acquired by selecting optimized spectral data. The classification results are compared with the results obtained by Maximum Likelihood classifier. Experimental results show that BPNN is superior to the latter in the accuracy of classification.

Keywords: remote sensing, BP neural network, image classification, maximum likelihood classifier