

应用神经网络和多谱段遥感数据对大屿山岛 土地覆盖分类的研究

杨 健¹ 池宏康^{1*} 莫 沫²

(1 中国科学院植物研究所植被数量生态学重点实验室,北京 100093)

(2 国家林业局调查规划设计院,北京 100713)

摘 要 土地覆盖是植物群落研究的重要参数,反映植物群落的生长状况及其所处生存环境的优劣。小尺度常规的测定方法费力、费时,而且是破坏性的,不能动态监测其变化。而对于大尺度的测定,常规方法无能为力,只能采用遥感方法。应用人工神经网络和多谱段遥感数据对香港大屿山岛进行土地覆盖的分类,设计了一个合适的多层感知器前向反馈神经网络用于土地覆盖分类,并将分类结果与传统的最大似然分类方法所得的结果作比较,结果表明神经网络方法在分类精度上有了很大的提高。

关键词 神经网络 遥感 土地覆盖

VEGETATION CLASSIFICATION OF MULTISPECTRAL REMOTELY SENSED DATA USING NEURAL NETWORK

YANG Jian¹ CHI Hong-Kang^{1*} and MO Mo²

(1 Laboratory of Quantitative Vegetation Ecology, Institute of Botany, the Chinese Academy of Sciences, Beijing 100093, China)

(2 Academic of Investigation and Planning, State Forestry Administration, Beijing 100093, China)

Abstract Neural Networks have been proposed as a means of classifying remotely sensed data. In this paper, we address a land cover classification problem using multi-spectral Landsat Thematic Mapper(TM) data employing ANN. We design a MLP (Multi Layer Perceptron) Neural Network to classify the land cover type and compare the result with the conventional classification schemes. The results show that the neural network is superior to some of the classical statistical methods.

Key words Neural Network, Remote sensing, Land cover

植被遥感图像中的分类是遥感图像处理中的一个重要方面。传统的分类方法有:1)利用假彩色合成的图像进行目视解译;2)利用经典的统计方法(如:Bayes分类器、最大似然分类器)对遥感数据进行有监督或无监督分类。最近,很多学者开始利用神经网络对遥感数据进行分类(Azimi-Sadjadi *et al.*, 1993; Civco, 1993; Paola & Schowengerdt, 1995; Carpenter *et al.*, 1999; Gopal *et al.*, 1999)。与传统的分类方法相比,神经网络方法的优势在于:无需数据统计分布的先验知识,高度的并行性,良好的容错性和联想记忆功能(Bischof *et al.*, 1992; 黄德双, 1996)。并且,几乎所有的传统模式识别方法都可以映像到神经网络的框架中来处理或实现。在另一方

面,神经网络的应用也存在着技术上的一些困难,如没有一个用于选择合适的神经网络结构和模型的标准;分类结果的好坏依赖于初始训练条件;难于解释网络的行为。

本研究主要以香港大屿山岛的植被为例,分别应用神经网络方法与传统的最大似然法对TM多波段数据作土地覆盖分类。研究工作表明:应用神经网络模型提高了土地覆盖分类的精度。

1 研究范围和遥感数据

本文研究范围是香港的大屿山岛。大屿山的面积为141.6 km²,岛内山岭起伏,由岛东北端延于西南端,其主体山脉从200 m急升至869 m的大东山

收稿日期:2000-06-13 接受日期:2001-11-14

基金项目:国家高技术研究发展计划(863计划)中的航天技术领域项目和中国科学院知识创新工程项目(KSCX2-1-07)

*通讯作者 Author for correspondence E-mail: hchi@ns.ibcas.ac.cn

E-mail: swordj@hotmail.com

和 934 m 的凤凰山。全岛均为丘陵、山地,西北面有著名的新机场。大屿山植被属于边缘热带植被。群落结构复杂、种类多样。

采用的遥感数据是 1996 年 3 月 3 日的陆地卫星 TM 7 个波段的数据。

2 神经网络模式识别模型的基本原理

人工神经网络(ANN: Artificial neural network)是指由大量类似于生物神经系统的神经细胞的人工神经元互联而成的,具有一定智能功能的网络。它是理论化的人脑神经网络的数学模型,是基于模仿大脑神经网络结构和功能而建立的一种信息处理系统。

人工神经网络的实质体现了网络输入及输出的一种函数关系。通过选取不同的模型结构和有效传输函数,可以形成不同的人工神经网络,得到不同的输入及输出关系式,达到设计的目的。目前有近百种人工神经网络模型,主要包括 Hopfield 网络、前馈网络(如 Madalines、MLP)、反向网络(CPN)、脑中盒状态(BSB)模型、自组织特征映像(SOFM)、自适应共振(ART)理论、学习矢量量化(LVQ)等。

本文采用的是基于 BP(Back-Propagation 误差反向传播)算法的多层感知器(Multi layer perceptron)模型。MLP 的网络拓扑结构如图 1 所示。

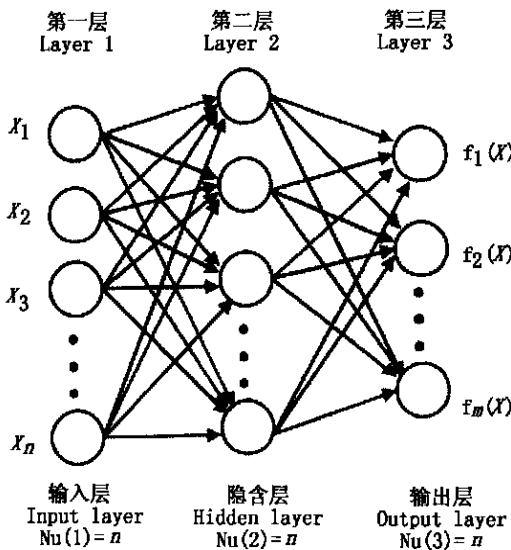


图 1 多层感知器(MLP)的网络拓扑结构
Fig. 1 Network topological structure of MLP model

图 1 所示是一个具体的 MLP。该网络有 3 层:一个输入层,一个隐含层,一个输出层。网络结构可用“n-j-m 结构”描述,其中 n、j、m 分别表示各层的结点数。每层都有一个权矩阵 W、一个偏差矢量 b 和一个输出矢量 a。

输入层的输入矩阵是:

$$X = [x_1 \ x_2 \ x_3 \ \dots \ x_n]^T$$

各层的输出矢量分别是:

$$a^1 = f^1(W^1 X + b^1)$$

$$a^2 = f^2(W^2 a^1 + b^2)$$

其中的 $f(\cdot)$ 表示有效传输函数(Active transfer function),各层权矩阵的维数由输入分量数目及层神经元数决定。网络的学习就是各层权矩阵及偏差矢量的变化。

应用人工神经网络对遥感数据进行监督分类主要包括以下的过程:

- 1) 设计神经网络。根据具体的问题给出的输入矢量与目标矢量,确定所要设计的神经网络的结构,包括网络的层数,每层的神经元数,每层的有效传输函数。
- 2) 网络学习前的数据处理。它包括收集有关的变量,评价和提取有效的变量以及数据变换处理。模式特征提取过程如图 2 所示。
- 3) 识别(分类)。网络按照一定的学习规则,从示范模式的学习中逐渐调整权值。当网络完成训练后,对网络输入待识别的模式,网络将以泛化方式给出识别结果。

3 实验方法

设计神经网络:实验所用的数据是大屿山岛 1996 年 3 月 3 日的陆地卫星 TM 7 个波段的数据,要分为 6 类:水体、城镇用地、裸地和稀疏草地、草地、灌木、林地(池宏康等,1999)。实验使用 3 层 MLP 模型,输入层的神经元数目等于模式的特征矢量的维数。在本实验中,像元在 TM 7 个波段的灰度值就是该像元的特征,因此输入层的神经元数目为 7。输出层的神经元数目等于所要分类的数,本实验中为 6。隐含层的神经元数目取决于输入输出间的非线性程度。非线性程度高时,需要较多的结点数,但结点数也不是越多越好。结点数过多,虽然网络在学习时能很好的近似学习样本集,但对于测试样本集,误差反而会增大。本实验隐含层神经元数目根据 Baum 和 Haussler (1989) 所提的方法,确定为 8。隐含层采用 S 型(Sigmoid)有效传输函数,输出层采用线性有效传输函数。

S 型有效传输函数将任意输入值压缩到 (0, 1) 的范围内。此种有效传输函数常用对数或双曲正切等一类 S 形状的曲线来表示。本实验采用对数 S 型有效传输函数,如图 3 所示。

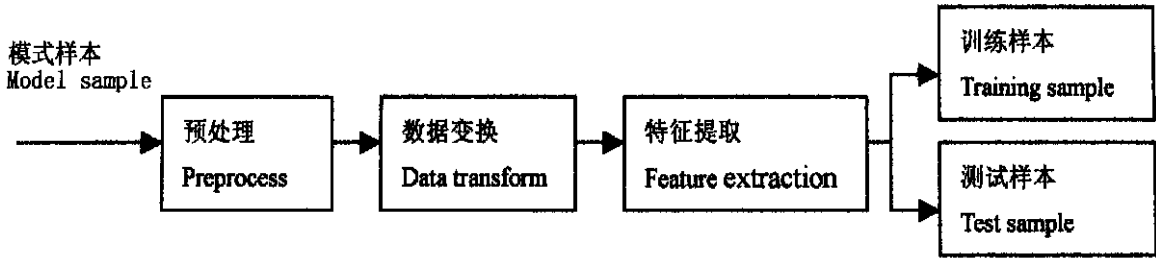
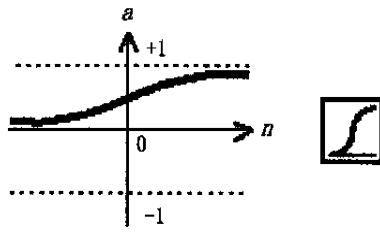


图2 模式特征提取过程

Fig. 2 Process of feature extraction



$a = \text{logsig}(n)$
图3 对数 S 型有效传输函数

Fig. 3 Log-sigmoid transfer function

对于遥感图像中的每个像元的特征向量,网络输出一个六元组。该向量的 6 个元素的值都在 $[0, 1]$ 范围内,分别表示该像元属于这 6 类的可能性。实验对输出结果采用赢者全拿 (Winner takes all) 判别原则,以确定该像元的所属类别。

训练采用误差反向传播算法:BP 算法的主要思想为:对于 q 个输入学习样本,即, X_1, X_2, \dots, X_q , 已知与其对应的输出样本为: T_1, T_2, \dots, T_q 。学习的目的是用网络的实际输出 A_1, A_2, \dots, A_q , 与已知目标矢量 T_1, T_2, \dots, T_q , 之间的误差来修改其权值,使网络输出层的误差平方和达到最小。它通过连续不断地在相对于误差函数斜率下降的方向上计算网络权值和偏差的变化而逐渐逼近目标,每一次权值和偏差的变化与网络误差的影响成正比,并以反向传播的方式传递到每一层。

样本数据处理:TM 数据接收时间是 1996 年 3 月 3 日,经过了几何纠正和辐射纠正,空间分辨率为 30 m。实验使用现有的香港植被图为地面真实图,该图有 29 种类型。这里先简化为 6 种,在其基础上作数字化,获取训练和测试样本数据。所得到的样本数据的灰度直方图呈正态分布。表 1 是样本数据列表。

网络输入矩阵: $X = [X_1 X_2 X_3 X_4 X_5 X_6 X_7]$, 维数: 7×2745 。

目标矩阵: $T = [T_1 T_2 T_3 T_4 T_5 T_6]$, 维数: 6×2745 。

表 1 样本数据集

Table 1 Sample data set

	学习样本集 Study sample	测试样本集 Test sample
水体 Water	833 像素 Pixels	1930 像素 Pixels
城镇用地 Urban	722 像素 Pixels	1175 像素 Pixels
裸地 Soil	165 像素 Pixels	186 像素 Pixels
草地 Grass	171 像素 Pixels	206 像素 Pixels
灌木 Bush	450 像素 Pixels	536 像素 Pixels
林地 Forest	404 像素 Pixels	351 像素 Pixels
总计 Total	2745 像素 Pixels	4384 像素 Pixels

4 结果与讨论

实验的数据通过编程转化为通用的 CSV (逗号分隔文件) 格式,使用 Matlab 提供的神经网络工具箱,完成网络的训练。为提高学习效率,采用 Levenberg-Marquardt 训练函数 (Hagan & Menhaj, 1994)。训练目标定为误差平方和 $MSE < 0.0001$,经过 115 步达到训练目标,结果见表 2。再利用训练后的网络进行测试样本和整个大屿山岛的植被分类。结果如表 3 所示,表中的行表示地面真实类别的像元,列表示用分类器所做的分类结果。

从表 2 和表 3 可以看出:

使用神经网络作为分类器,比较传统的最大似然法分类方法,精度上有一定的提高。并且这里使用的仅是神经网络中比较简单的模型 (MLP)。尽管总的分类精度提高不多,但在我们关心的植被分类方面,大多有较大的提高。裸地和草地的准确度由 18.5% 提高到 64.5%;草地从 49.0% 到 72.4%;灌木从 90.4% 到 98.0%;林地从 78.7% 到 95.6%。

使用 MLP 分类,对于裸地和草地的分类效果还不能达到令人满意的地步。而且,分类结果中,这两类相互混淆的多。这是因为 TM 数据的接收时间是 3 月 3 日,属冬季,草地还没有长草,同裸地的特征相似的缘故。当然,通过选择合适的学习样本和神

表 2 MLP 训练结果
Table 2 MLP training result

	学习样本集 Study data set						测试样本集 Test data set					
	1	2	3	4	5	6	1	2	3	4	5	6
1	833	0	0	0	0	0	1930	0	25	0	0	0
2	0	722	0	0	0	0	0	1175	0	0	3	0
3	0	0	159	0	0	0	0	0	147	0	0	0
4	0	0	3	171	0	0	0	0	11	206	37	0
5	0	0	3	0	450	10	0	0	0	0	402	26
6	0	0	0	0	0	394	0	0	0	0	8	325
误差 Error (%)	0	0	3.6	0	0	2.5	0	0	19.4	0	10.6	7.4
整体误差 Overall error (%)	0.7						2.6					

1. 水体 Water 2. 城镇用地 Urban 3. 裸地 Soil 4. 草地 Grass 5. 灌木 Bush 6. 林地 Forest

表 3 分类精度比较
Table 3 Comparison of classification accuracy

	多层感知器 Multi-layer perceptron						最大似然 Maximum likelihood					
	1	2	3	4	5	6	1	2	3	4	5	6
1	375750	1248	3234	8	0	0	372255	69	1626	1	0	0
2	18	22898	560	1324	60	0	3452	24879	6638	2753	225	0
3	371	475	7261	4715	0	0	346	0	2087	1525	0	0
4	0	448	195	19448	1435	0	85	92	475	13159	2752	0
5	0	89	0	824	101354	1669	1	118	424	9407	93466	8049
6	0	0	0	0	585	36042	0	0	0	7	6931	29622
误差 Error (%)	0.1	8.9	35.5	27.6	2.0	4.4	1.0	1.1	81.5	51.0	9.6	21.3
整体误差 Overall error (%)	3.0						7.8					

1~6:同表 2 See Table 2

神经网络模型,也会进一步提高分类精度,这可以在以后的神经网络模型设计研究中改进。

参 考 文 献

Azimi-Sadjadi, M. R., S. Ghaloum & R. Zoughi. 1993. Terrain classification in SAR images using principal components analysis and neural networks. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **31**: 511 ~ 515.

Baum, E. B. & D. Hassler. 1989. What size network gives valid generalization. *Neural Computation*, **1**: 151 ~ 160.

Bischof, H., W. Schneider & A. J. Pinz. 1992. Multispectral classification of landsat-images using neural networks. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **30**: 482 ~ 490.

Carpenter, G. A., S. Gopal, S. Macomber, S. Martens & C. E. Woodcock. 1999. A neural network method for mixture estimation for vegetation mapping. *Remote Sensing of Environment*, **70**: 138 ~ 152.

Chi, H. K. (池宏康) & S. Q. Wang (王绍庆). 1999. Studies on information extracting methods for Hong Kong vegetation. In: The Institute of

Remote Sensing Application, the Chinese Academy of Sciences (中国科学院遥感应用研究所) ed. *Proceedings of the eleventh national exchange meeting for remote sensing techniques*. Beijing: China Survey and Mapping Press. 512 ~ 513. (in Chinese)

Civco, D. L. 1993. Artificial neural networks for land-cover classification and mapping. *International Journal of Geographical Information System*, **7**: 173 ~ 186.

Gopal, S., C. E. Woodcock & A. H. Strahler. 1999. Fuzzy neural network classification of global land cover from a 1°AVHRR data set. *Remote Sensing of Environment*, **67**: 230 ~ 243.

Hagan, S. & M. Menhaj. 1994. Training feedward networks with the marquardt algorithm. *IEEE Transactions on Neural Networks*, **5**: 989 ~ 993.

Huang, D. S. (黄德双). 1996. *The theory for neural network pattern recognition system*. Beijing: Electron Industry Press. (in Chinese)

Paola, J. D. & R. A. Schowengerdt. 1995. A detailed comparison of back propagation neural network and maximum likelihood classifiers for urban land use classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **33**: 981 ~ 996.

责任编辑:周广胜 责任编辑:张丽赫