

# NOAA 卫星图像神经网络分类方法的探讨<sup>\*</sup>

梁益同<sup>1</sup> 胡江林<sup>2</sup>

(1 湖北省武汉中心气象台, 武汉市东湖东路 3 号, 430074)

(2 湖北省气象科学研究所, 武汉市东湖东路 3 号, 430074)

**摘要** 阐述了应用神经网络对 NOAA 卫星图像进行分类的基本原理和方法, 并进行了实例分析, 结果表明了该方法的有效性。

**关键词** 图像分类; 神经网络; BP 模型; NOAA 卫星  
分类号 P237; O23

NOAA 卫星资料包含着丰富的信息。通常, 通过人工识别可以粗略地将一幅 NOAA 卫星图像上的信息划分为以下几种目标类型, 如云、陆地、水体、高山积雪等。在实际应用时, 往往要对这些信息进行分类, 如洪水监测时先要进行水体识别和云的检测; 计算植被指数时只关心陆地而要抛弃水体和云, 等等。因此, 如何快速准确地对 NOAA 卫星图像上的信息进行分类以达到各取所需的目的, 是应用 NOAA 卫星资料的前提。目视解译法是最为准确的办法, 但在信息分布状态的描述和时效上存在问题。实际处理时多用阈值法<sup>[1, 2]</sup>, 但阈值法往往只注意某目标类型在某些波段的光谱特征而忽略其他波段, 实际上该类型在所有的波段上都有一定的区别于其他类型的光谱特征。另外, 将众多阈值同时调整到一个恰当点也存在着很大的困难。由于这些原因, 阈值法的分类精度无法得到更大的提高。可以预见, 如果将来增加卫星探测仪的通道, 阈值法的不足之处将会更加明显。

近年来迅速发展起来的人工神经网络理论(简称神经网络)为上述问题带来一定程度的改善。神经网络是模拟生物神经网络的人工智能技术, 现有的研究成果已显示神经网络具有人脑的基本特征, 如学习、记忆和归纳等<sup>[3]</sup>。它最大的特征是大规模并行处理、信息的分布式存储、连续时间的非线性动力学、全局集体作用、高度的容错性和稳健性、自组织、自学习和实时处理。神经网络为完成某一特定的任务, 通常采用“训练”的办

法。这种“训练”实质上是网络的学习过程, 一般根据事先定义好的“学习规则”, 按照提供的特定作业的学习实例, 调节网络系统各节点之间相互连接的权值大小, 从而达到记忆、联想、归纳等目的。到目前为止, 已经出现了多种神经网络模型及相应的学习方法, 其中反向传播神经网络模型(简称 BP 模型)是应用较广泛的一种, 它已广泛应用于模式识别、信号处理和自动控制以及遥感图像的分类<sup>[4~6]</sup>。本文探讨了利用 BP 神经网络对 NOAA 卫星图像进行分类的方法。

## 1 基本原理和技术实现

### 1.1 BP 神经网络的基本原理<sup>[7]</sup>

80 年代, Rumelhart 和 Webb 等建立了 BP 反向学习算法(back propagation learning algorithm)。该算法针对前馈型神经网络, 其典型代表是多层感知机。常用的 BP 模型由 3 个神经网络元层组成, 其最下层为输入层, 中间层为隐含层, 最上层为输出层, 相邻层次的神元之间用连接权系数相互连接, 而各层内的神元之间没有连接, 如图 1 所示。

BP 神经网络的数学模型为:

$$\vec{C} = f(\vec{w}\vec{B} + \theta_1), \vec{B} = f(\vec{v}\vec{A} + \theta_2)$$

式中,  $\vec{A}$ 、 $\vec{B}$ 、 $\vec{C}$  分别为输入层、隐含层和输出层矢量(节点向量);  $\vec{v}$ 、 $\theta_1$  和  $\vec{w}$ 、 $\theta_2$  分别表示隐含层与输出层、输入层与隐含层之间的连接权和阈值;  $f(x)$  为网络激活函数, 这里采用 S 型函数,

即  $f(x) = 1 / (1 + e^{-x})$ 。

通过对样本的学习和训练, 不断调整各节点的连接权和阈值, 进而得到样本的输入输出的非线性关系。在 BP 神经网络中, 引入代价函数(也称能量函数)  $E = \frac{1}{2} \sum (\bar{C} - \bar{C}_0)^2$ , 其中,  $\bar{C}_0$  是期望输出矢量。BP 神经网络通过代价函数的最小化过程来完成输入到输出的映射。它的基本思想是: 如果利用已有权重和阈值正向传播得不到期望的输出, 则反向传播, 反复修改(迭代)各节点的权重和阈值, 逐步减少代价函数, 直到达到预先设定的要求。一般以代价函数小于某一相当小的正数或迭代时不再减少, 而是反复振荡为止, 此时完成 BP 网络的训练、输入与输出映射的确立。

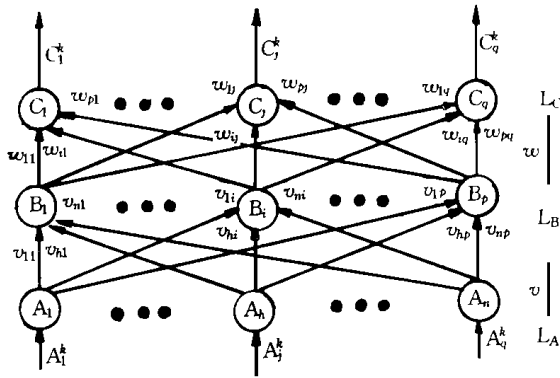


图 1 BP 网络的拓扑结构

Fig. 1 The Topology of BP Model

若 BP 网络中隐含节点可根据需要自由设定, 那么 3 层 BP 神经网络可实现任意连续函数的任意精度逼近<sup>[7]</sup>。

### 1.2 BP 神经网络的算法实现<sup>[7]</sup>

1) 随机给出输入层单元到隐含层单元的连接权  $v_{hi}$  ( $h = 1, 2, \dots, n; i = 1, 2, \dots, p$ ), 隐含层单元到输出层单元的连接权  $w_{ij}$  ( $i = 1, 2, \dots, p; j = 1, 2, \dots, q$ ) 及隐含层单元的阈值  $\theta_i$ 、输出层单元的阈值  $r_j$ , 一般赋予  $(-1, +1)$  内的随机数。

2) 对于样本模式对  $(A_k, C_k)$  ( $k = 1, 2, \dots, m$ ) 进行下列操作:

① 将  $A_k$  的值送到输入层单元, 通过连接权矩阵  $v$  送到隐含层单元新的激活值

$$b_i = f\left(\sum_{h=1}^n v_{hi} a_h + \theta_i\right), i = 1, 2, \dots, p$$

式中,  $f$  为上文所表达的 S 型函数。

② 计算输出层单元的激活值

$$c_j = f\left(\sum_{i=1}^p w_{ij} b_i + r_j\right), j = 1, 2, \dots, q$$

③ 计算输出层单元和一般化误差

$$d_j = c_j(1 - c_j)(c_j^k - c_j), j = 1, 2, \dots, q$$

式中,  $c_j^k$  为输出层单元  $j$  的希望输出。

④ 计算隐含层单元对于每个  $d_j$  的误差

$$e_i = b_i(1 - b_i) \sum_{j=1}^q w_{ij} d_j, i = 1, 2, \dots, p$$

上式相当于将输出层单元误差反向传播到隐含层。

⑤ 调整隐含层到输出层的连接权

$$\Delta w_{ij} = \lambda b_i d_j$$

式中,  $i = 1, 2, \dots, p; j = 1, 2, \dots, q; \lambda$  为学习率,  $0 < \lambda < 1$ 。

⑥ 调整输入层到隐含层的连接权

$$\Delta v_{hi} = \beta a_{hi} e_i$$

式中,  $h = 1, 2, \dots, n; i = 1, 2, \dots, p; \beta$  为学习率,  $0 < \beta < 1$ 。

⑦ 调整输出层到隐含层的阈值

$$\Delta r_j = \lambda d_j, j = 1, 2, \dots, q$$

⑧ 调整隐含层单元的阈值

$$\Delta \theta_i = \beta e_i, i = 1, 2, \dots, p$$

3) 重复步骤 2), 直到对于  $k = 1, 2, \dots, m$  的误差  $d_j$  ( $j = 1, 2, \dots, q$ ) 足够小或为零时停止。

### 1.3 BP 模型用于 NOAA 卫星图像分类的步骤

NOAA 卫星图像的 BP 神经网络分类方法是: ① 将各波段数据作为神经网络的输入; ② 将目标类型作为神经网络的输出; ③ 选择样本来训练神经网络; ④ 用训练好的网络进行图像分类, 从而获得各类目标的信息分布特征。具体步骤如下:

1) NOAA/AVHRR 各波段数据的归一化处理。为了加快收敛, 需要对各波段数据进行归一化处理<sup>[7]</sup>, 表达式如下:

$$S = (X - X_{\min}) / (X_{\max} - X_{\min})$$

式中,  $X_{\max}, X_{\min}$  分别是原像元的灰度最大值和最小值;  $X$  是原像元的灰度值;  $S$  是归一化后像元的灰度值。

2) BP 模型的设计。按照 BP 网络设计方法<sup>[7]</sup>, 输入层神经元数目应与 NOAA/AVHRR 的波段数一致。为了简单起见, 只设一个隐含层, 其神经元数目应略大于输入层神经元个数; 输出层的神经元个数与目标类型个数一致, 目标类型可根据 NOAA 影像特征和实际应用需要确定。

3) BP 模型的训练。在假彩色合成图上, 利用目视解译法对每一种目标类型选取一些像元样本作为网络的学习模式, 提取各像元样本在各个波段的值(已归一化), 以这些值作为网络的输入模式, 并以像元对应的目标类型作为输出模式, 这样就建立了网络学习模式对。按照 BP 神经网络的算法对网络进行反复训练。

4) 图像的分类。利用训练好的神经网络, 将图像所有像元在各个波段的值输入到网络中, 根据网络的输出值确定每个像元所属的目标类型, 完成 NOAA 图像的分类。

## 2 应用实例

### 2.1 试验情况

利用 1998 年 8 月 4 日接收到的 NOAA/AVHRR 数据, 对其进行投影变换、几何校正后, 生成了 4 个波段数据集 (AVHRR 有 5 个波段, 这里只用了 4 个波段)。选取 220 像元  $\times$  300 像元的子区间作为研究对象, 该区间所包括的地理范

围是洞庭湖以及湖北省东南地区。

根据此次影像的特征, 将目标类型分为水体、云和陆地, 各类型的输出模式分别为 (1, 0, 0)、(0, 1, 0) 和 (0, 0, 1)。BP 模型的拓扑结构设计为 (4, 5, 3), 即输入层、隐含层和输出层的神经元个数分别为 4、5、3。选取水体样本 78 个, 云样本 65 个, 陆地样本 49 个。训练时选取学习率  $\lambda = \beta = 0.1$ 。随着训练的进行, 迭代时代价函数稳定减少, 当迭代 1 072 次以后, 代价函数已稳定, 训练结束。表 1 给出了 21 个训练样本的希望输出模式与网络稳定后的实际输出模式。由表 1 可见, 经训练后的网络已经记忆了各目标类型在不同波段的光谱特性, 具备了对 NOAA 卫星图像进行分类的能力。

表 1 训练样本的特性输出表  
Tab. 1 The Output Characters of Trained Samples

样本号	实际输出值			希望输出值			类型	结果
1	0.999 741	0.067 564	0.000 020	1 0 0	水体	正确		
2	0.873 077	0.014 705	0.005 632	1 0 0	水体	正确		
3	0.002 465	0.000 039	0.996 213	1 0 0	水体	错误		
4	0.840 815	0.013 687	0.007 162	1 0 0	水体	正确		
5	0.999 880	0.013 027	0.000 058	1 0 0	水体	正确		
6	0.998 411	0.004 207	0.000 919	1 0 0	水体	正确		
7	0.999 923	0.008 444	0.000 065	1 0 0	水体	正确		
8	0.000 107	0.995 645	0.001 156	0 1 0	云	正确		
9	0.000 049	0.986 826	0.005 426	0 1 0	云	正确		
10	0.000 109	0.636 219	0.093 418	0 1 0	云	正确		
11	0.007 960	0.890 034	0.001 461	0 1 0	云	正确		
12	0.000 004	0.888 170	0.190 603	0 1 0	云	正确		
13	0.000 007	0.927 215	0.095 880	0 1 0	云	正确		
14	0.000 045	0.989 560	0.004 626	0 1 0	云	正确		
15	0.000 163	0.000 071	0.998 896	0 0 1	陆地	正确		
16	0.783 107	0.000 414	0.289 052	0 0 1	陆地	错误		
17	0.021 817	0.000 000	0.999 834	0 0 1	陆地	正确		
18	0.000 424	0.000 033	0.998 976	0 0 1	陆地	正确		
19	0.000 000	0.006 537	0.999 844	0 0 1	陆地	正确		
20	0.243 031	0.000 312	0.604 744	0 0 1	陆地	正确		
21	0.134 737	0.000 083	0.893 713	0 0 1	陆地	正确		

### 2.2 试验结果

用训练好的神经网络进行图像分类, 结果见图 2, 其中图 2(a) 为 1998 年 8 月 4 日 NOAA 卫星 3 通道 (CH4、CH2、CH1) 假彩色合成图; 图 2(b) 为经神经网络分类后的各目标类型分布图。

### 2.3 精度分析

为了检验图像分类的精度, 就每一目标类型各随机选取 200 个样点 (共 600 个样点) 进行分析, 得到如表 2 所示的分类结果的混淆矩阵。表中第一列表示用目视解译法所判定的类型; 第一行表示用神经网络技术所判定的类型。由表 2 可算出水体精度 (算法为判定正确的样点数除以该

类型的总样点数) 为 96%, 云精度为 92%, 陆地精度为 87.5%, 平均精度达 91.8%。

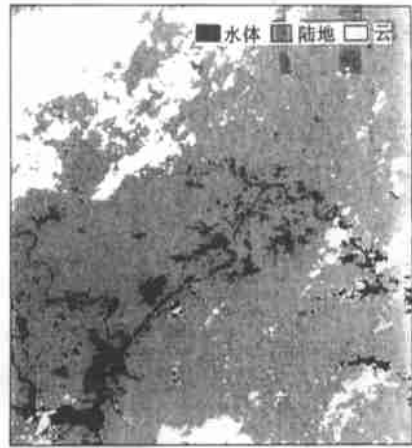
## 3 结 论

上述研究表明, 神经网络可用于 NOAA 卫星图像的分类, 并能得到较高的精度。因此, 在应用 NOAA 卫星资料之前, 可先用神经网络技术进行图像分类, 获得图像的信息分布特征, 再根据具体情况提取所需要的信息。

神经网络在对 NOAA 卫星图像进行分类时, 既借鉴了人工经验, 又充分考虑到不同信息在所有波段的光谱特征, 其结果更为合理、准确。神经



(a)处理前 3 通道(1, 2, 4)合成图



(b)处理后信息分布图

图 2 分类前后的 NOAA 卫星图像

Fig. 2 The NOAA Satellite Images before and after Classification

表 2 图像分类结果的混淆矩阵表

Tab. 2 The Confounding Matrix of the Classification Results

类型	水体	云	陆地
水体	192	2	6
云	3	184	13
陆地	11	14	175

网络将是处理 NOAA 卫星资料, 提取各类信息的一个重要工具。

致谢: 廖明生教授对本文的研究给予了悉心指导, 特此感谢。

### 参 考 文 献

- 1 Rao P K. 气象卫星——系统、资料及其在环境中的应用. 许健民译. 北京: 气象出版社, 1994. 403 ~ 439
- 2 盛永伟, 肖乾广, 陈维英, 等. 气象卫星大范围洪涝灾害快速宏观动态监测方法研究. 气象卫星遥感技术为农业服务应用研讨会, 北京, 1996

- 3 施鸿宝. 神经网络及其应用. 西安: 西安交通大学出版社, 1993
- 4 Justin D, Robert A S. A Detailed Comparison of Back Propagation Neural Network and Maximum Likelihood Classifiers for Urban Land Use Classification. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1995, 33(4): 81 ~ 995
- 5 Bernard A C, Wilkinson G G, Kanellopoulos I. Training Strategies for Neural Network Soft Classification of Remotely-sensed Imagery. INT. J. Remote Sensing, 1997, 18(8): 1 851 ~ 1 856
- 6 Benediktsson J A, Sveinsson J R. Feature Extraction for Multisource Data Classification with Artificial Neural Networks. INT. J. Remote Sensing, 1997, 18(4): 727 ~ 740
- 7 李学桥, 马 莉. 神经网络·工程应用. 重庆: 重庆大学出版社, 1996. 37 ~ 44

梁益同, 男, 32 岁, 工程师, 现主要从事气象卫星遥感应用研究. 代表成果:《湖北省气象卫星遥感产品及其应用系统的开发》。

## Application of Neural Network Technique to Classification of NOAA Satellite Images

LIANG Yitong<sup>1</sup> HU Jianglin<sup>2</sup>

(1) Wuhan Central Meteorological Observatory, 3 East Donghu Road, Wuhan, China 430074)

(2) Hubei Institute of Meteorological Research, 3 East Donghu Road, Wuhan, China 430074)

**Abstract** Classification of NOAA satellite image refers to partitioning the information of NOAA satellite images into different types of targets for this information to be extracted easily, which is the basis of using NOAA satellite data. The traditional approaches of classification are visual inter -

pretation and threshold method. In the visual interpretation, experienced interpretation is needed and there is always unfavorableness in the description of information distribution and the improvement of efficiency. The threshold method only pays attention to the spectrum of one type of target at some channels and ignores it at other channels. Actually the character of the spectrum of this type is different from other types. In addition, it is difficult that many thresholds are adjusted at the same time to appropriate value. Due to these accounts, the precision of the threshold method can not be improved, and it can not be used becomingly because the channel numbers of the detector of satellite will be increased in the future. The artificial neural network technique developing rapidly in recent years provides a new means for ameliorating this problem. Neural network has the basic characters of human brains, such as learning, recollection and generalizing. The peculiarity of neural network is massive parallel computing, distributing memory of information, nonlinear dynamics of consecutive time, global behaviour, great fault-tolerance and robust, self-organization, self-learning and real time processing.

In this paper, the principles and method of using artificial neural network technique to automatically classify NOAA satellite image are discussed and the analysis of NOAA/AVHRR data on August 4, 1998 is presented. The method can be briefly described as follows: ①Classify the information of the images into three types of targets: water body, cloud and land. ②Normalize the data of all channels of NOAA satellite. ③Create a neural network of BP model having input layer, hidden layer and output layer with neuron numbers of 4, 5 and 3. ④Pick up a few image elements of different types of targets as trained samples by the visual interpretation. In this paper, the sample numbers of water body, cloud and land are 78, 65 and 49 respectively. ⑤Regard real type of the samples as the output of the network and the corresponding channels data as the input, train the network until its cost function are steady by adjusting the weights and thresholds between inter-connecting neurons. ⑥Input the channel data of NOAA satellite into the disciplined network and judge the type of target of all image elements according to the output of network. The result of application shows that the disciplined network has recollected the characters of spectrum of all types of targets at all channels. The network is provided with the power to classify NOAA satellite images and the precisions of water body, cloud and land are 96%, 92% and 87.5% respectively and the average precision is 91.8%.

In this paper, two conclusions are drawn, one is that neural network can be used for classification of NOAA satellite images and better precision is obtained, the other is that neural network uses the experience of visual interpretation for reference, as well as pays adequately attention to the spectrum of one type of target at all channels, so it's an important approach of classification of NOAA satellite images.

**Key words** image classification; neural network; BP model; NOAA satellite