

运用神经网络识别注射过金属离子溶液 树冠的实验研究*

杨旭东 吴继友 张福军

(山东大学光学电子信息工程系 济南 250100)

田文新 解立业

(山东省地质矿产局地质遥感应用研究中心 济南 250011)

摘 要 本文运用神经网络BP算法对高分辨率航空多光谱图像进行了模式识别研究,成功地识别出注射过金属离子溶液树冠,并与最大似然法的分类结果进行了比较。得出在分类精度上,神经网络模式识别比传统的最大似然分类方法具有优势的结论。

关键词 神经网络,最大似然法,模式识别,金属离子,树冠

1 引 言

传统的光谱图像分类方法,是在光谱图像样本训练集的基础上确定某个判决规则,使按这种判决规则对被识别图像进行分类所造成的错误识别率最小^[1]。由于光谱图像上的光谱值是混合光谱,存在“同物异谱”现象^[2],使传统分类方法的精度不高。人工神经网络模式识别方法的兴起为解决这一问题提供了可能^[3-7]。它具有信息分布式存贮、高速并行性处理、自学习功能和容错性等特点^[8],使得运用神经网络进行遥感图像分类的研究日益受到重视。本文运用BP算法神经网络模型对高分辨率航空多光谱图像进行模式识别的实验研究,成功地识别出注射过金属离子溶液的树冠,并与传统的最大似然分类方法进行了比较,取得了满意的结果。

2 实验区及图像获取概况

实验区在加拿大安大略省 Petawawa 镇国家森林研究所的自然和人造林地进行,实验场地树木坐标示意如图 1。

实验点包括了约 40 棵胶冷杉,其胸径范围为

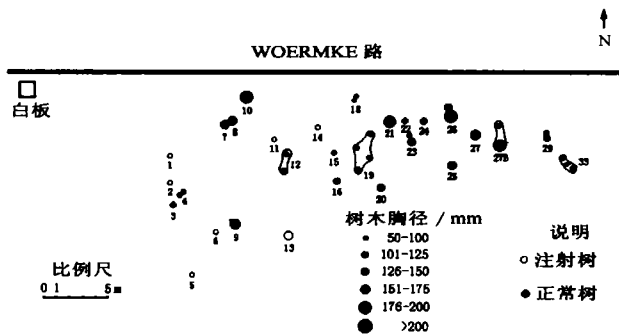


图1 实验场地树木坐标示意图

Fig.1 The sketch map showing coordinate of trees on experiment site

50mm—200mm。对其中7棵树注射了浓度从150g/t到1000g/t的硝酸铜、亚砷酸钠和硝酸镍溶液(图1)。

为了减小低层树丛和其他树种对航空探测的影响,在航测前对其进行了砍伐清理。注射金属离子溶液后第5天,由机载8通道MEIS II推扫成像仪在实验场地上空飞过,飞行高度535m,飞行方位角130°,扫幅40°,在实验场地的砾石路旁放置120cm×120cm的白板,为图像处理提供参考点。在图像模式识别实验中,选取包含实验区在内、大小为200×200像元的子图像作为处理对象,图像的地面

* 国家自然科学基金资助项目。本文所用图像及地面资料,由加拿大约克大学J. R. 米勒教授等提供。

收稿日期: 1997-06-13; 收到修改稿日期: 1997-12-26

分辨率 38cm, 8 个通道的光谱特性如表 1。

表1 加拿大遥感中心MEIS II 推扫成像仪光谱特性

Table 1 The spectral characteristics of the push-broom imagery MEIS II of Canada Center for Remote Sensing

通道号	中心波长/nm	有效带宽/nm
1	479.7	12.7
2	548.4	9.2
3	675.1	14.2
4	698.3	6.3
5	710.1	7.9
6	734.3	9.9
7	746.8	10.0
8	776.2	17.8

3 多层神经网络 BP 算法原理

神经网络的模型很多, 从网络的学习算法上可分为 2 类; 有监督的和无监督的。结合遥感图像处理的目的和要求, 我们采用有监督学习算法, 这类算法中最著名的是带隐含层网络的反向误差传播算法 (Error Back Propagation Algorithm, 即 BP 算法)。本实验采用 3 层神经网络, 结构如图 2。

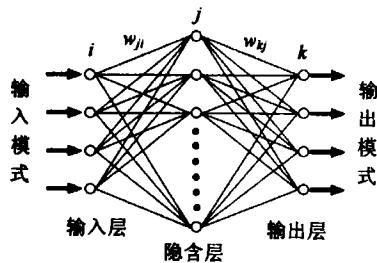


图2 3层神经网络结构

Fig.2 The structure of three layer neural network

其中 i 为输入层节点, j 为隐含层节点, k 为输出层节点, 网络中某一层的输出通过连接权值的加强或抑制传输到下一层的神经元。除了输入层神经元外, 网络中每一层神经元的输入是前一层所有神经元输出的加权和。其输入信号、激励函数和节点偏置确定了该神经元的激励程度。

对于输入层, 输入模式的各分量构成了该层神经元的输入, 其输出直接等于输入。

隐含层 j 神经元的输入为:

$$I_j = \sum w_{ji} O_i \quad (1)$$

式中 w_{ji} 为输入层 i 节点与隐含层 j 节点连接权值; O_i

为 i 节点的输出值。隐含层 j 节点的输出为:

$$O_j = f(I_j) \quad (2)$$

其中 f 是激励函数, 对于 Sigmoid 激励函数, 有:

$$O_j = \frac{1}{1 + e^{-(I_j + \theta_j)/\theta_j}} \quad (3)$$

式中参数 θ_j 表示偏置, θ_j 的作用是调节 Sigmoid 函数的形状。

输出层 k 神经元的输入为:

$$I_k = \sum w_{kj} O_j \quad (4)$$

式中 w_{kj} 为隐含层 j 节点与输出层 k 节点连接权值; O_j 为 j 节点的输出值。输出层节点 k 的输出为:

$$O_k = f(I_k) \quad (5)$$

设网络输入样本 $X_p = \{X_{pi}\}$, 期望输出 $T_p = \{T_{pk}\}$, 网络实际输出 $O_p = \{O_{pk}\}$, 对于每一输入模式, 其平方误差为:

$$E_p = \sum (T_{pk} - O_{pk})^2 \quad (6)$$

学习过程按照误差 E_p 减少最快的方式改变连接权值, 直到获得正确的权系数集。

4 神经网络分类的实现

利用 BP 神经网络对遥感图像的分类通过 2 个阶段实现: 一是根据选取的样本数据, 网络进行自学习; 二是利用学习结果对整幅图像数据进行分类。

根据实验现场的实地考察, 结合通道 1, 2, 3 合成图像 (图版 I 图 3) 的目视判读效果, 确定将地物分为注射金属离子溶液树冠 (简称注射树)、正常生长树冠 (简称正常树)、砾石路面、白板等 4 类。

4.1 网络系统的确定

网络的输入层结点数取 8, 与图像的通道数相同; 输出层结点数取 4, 与分类数相同。隐层神经元数目与 BP 网络输出逼近期望值所要求的精度、输入给网络学习样本集中信号的噪声大小以及学习系统的复杂程度有密切关系。目前 BP 网络中隐层神经元数目的选择尚无理论指导, 在多次学习试验的基础上选择隐层神经元的数目为 13。

4.2 学习样本的获取、网络自学习及对图像的分类

将图 1 坐标数据转换后与遥感图像配准套合, 选择分类学习样本数据。其中注射树的学习样本数据取编号 1, 6, 13, 三棵树冠的图像数据共 57 个学习样本; 对于正常树、砾石路面也各取 57 个学习样本; 由于白板的面积较小取 9 个学习样本。将所有学习

样本的灰度值从 0—255 规格化为 0—1。各分类学习样本的期望输出值如表 2:

表2 各类别的期望输出值

Table 2 Expected output value of each classes

类 别	期 望 输 出 值			
	O_1	O_2	O_3	O_4
注射金属离子树冠类	0.9	0.1	0.1	0.1
正常生长树冠类	0.1	0.9	0.1	0.1
砾石路面类	0.1	0.1	0.9	0.1
白板类	0.1	0.1	0.1	0.9

将上述 180 个学习样本逐个输入网络进行正向计算,求出网络对每一个样本在输出层每一个神经元的输出误差,然后反向传播对连接权值进行修正,完成一个样本的学习过程。将所得各样本的误差求和取其平均值,如果平均误差没有达到预定的精度,则进行新一轮的学习,直到满足精度要求。

网络学习完成后,将图像中每一像元规格化后

输入网络,网络对图像数据进行判读,网络输出结果与每一类期望输出值比较,将像元判归分类到误差最小的一类。

5 分类结果分析与结论

5.1 分类结果

在时钟频率 75MHz 的 Pentium 机上网络对 180 个样本学习 3758 次后收敛,学习过程用时 15.35 min。然后对整幅图像进行分类,用时 25s,分类结果如图版 I 图 4。

为了客观地进行对比分析,用同样的分类系统及样本数据,用最大似然法对整幅图像进行了监督分类,用时 31s,分类结果如图版 I 图 5。

图版 I 图 4、图 5 中,绿色代表正常树,土黄色代表砾石路面,黄色代表注射树,白色代表白板。表 3 给出了两种分类方法的比较。

表3 两种分类方法分类结果的比较

Table 3 Comparison of classification results of the two methods

类 别	神经网络分类法			最大似然分类法			实际 面积/ m^2
	像元数/ 个	面积/ m^2	相对误差/ %	像元数/ 个	面积/ m^2	相对误差/ %	
注射树类	204	29.5	5.4	844	121.9	335.4	28
正常树类	36466	5265.7	-0.78	35306	5098.2	-3.9	5307
砾石路类	3320	479.4	9.0	3826	552.5	25.6	440
白 板 类	10	1.4	-3.8	24	3.5	143.1	1.44

5.2 分类结果的比较

注射树类

在网络的学习阶段,我们选取 1, 6, 13, 三棵树作为注射树的学习样本,从神经网络分类结果图版 I 图 4 中可以清晰地看出,除这 3 棵树外,其它 4 棵注射树(编号为 2, 5, 11, 14)都被正确地识别出来。识别为注射树像元的总数为 204 个,对应的面积为 $29.5m^2$,与实地考察结果非常接近。

在最大似然分类方法的分类结果图版 I 图 5 中,除作为学习样本的 3 棵树外,其它 4 棵注射金属离子溶液的树也被识别出来,但在整幅图像上可以看到一些正常树被错误地划分为注射树类,识别为注射树像元的总数为 844 个,对应的面积为 $121.9m^2$,远高于实际值。

正常生长树、砾石路面类

据实地考察砾石路面的宽度平均为 6m,神经网络分类的结果更接近实际值,而最大似然分类法相对实际值偏离较大。对正常生长树类,神经网络分

类效果好;最大似然法将道路两旁的正常生长树分类到砾石路面类,使得正常生长树类的面积减少。

白板类

从分类结果图上看,在白板放置的位置上两种分类法给出的结果非常一致,但在其它位置,最大似然分类法将个别像元错误地划分为白板类。

两种分类方法分类速度的对比

从我们所做的实验看,BP 网络对样本的学习完成之后,其对图像的分类速度比最大似然分类法快。但 BP 网络学习算法的收敛速率比较慢,有待进一步改进。

两种分类方法对同物异谱现象处理的对比

从分类结果图版 I 图 5 上可以看出,树荫与砾石路面中部的交界处不少像元被错分为正常树类;在分类结果图版 I 图 4 上,这种情况明显地少,说明神经网络分类法在处理同物异谱现象方面优于最大似然分类法。

最大似然分类法的前提是每一类的概率密度分布都是正态分布,而选择的学习样本数据没有进行

预处理,可能与正态分布偏离较大,因此影响了最大似然法分类的精度。3层BP神经网络不需对样本数据进行预处理就可以形成任意复杂的判决区域,即使模式空间的分布出现啮合状情况,网络也能对模式集进行正确分类。这是神经网络分类精度优于最大似然法的主要原因,对于其它分类问题也会有类似的结果。

5.3 结论

BP神经网络分类方法用于遥感图像分类的精度及判读速度,明显优于最大似然分类方法。但BP神经网络学习速度较慢,有待进一步研究改进。

参 考 文 献

- 1 边肇祺等. 模式识别. 北京: 清华大学出版社, 1988.
- 2 胡希军等. TM图像多层神经网络自动识别分类. 遥感技术与应用, 1995, 10(2): 49—54.
- 3 Agusteijn, M. F., Clemens, L. E., Shaw, K. A. Performance evaluation of texture measures for ground cover identification in satellite images by means of a neural network classifier. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1995, 33(3): 616—626.

- 4 Chen, K. S., Tzeng, Y. C., Chen, C. F., Kao, W. L. Land-cover classification of multispectral imagery using a dynamic learning neural network. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1995, 61(4):403—408.
- 5 Benediktsson, J. A., Swain, P. H., Ersoy, O. K. Neural network approaches versus statistical methods in classification of multisource remote sensing data. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 1990, 28(4):540—552.
- 6 Bischof, H., Schneider, W., Pinz, A. J. Multispectral classification of leadsat images using neural networks. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote sensing*, 1992, 30: 482—489.
- 7 Heermann, P. D., Khavenie, N. Classification of multispectral remote sensing data using a backpropagation neural network. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1992, 30: 81—88.
- 8 殷勤业等编译. 模式识别与神经网络. 北京: 机械工业出版社, 1992.

作 者 简 介

杨旭东, 男, 1959年4月生, 1982年毕业于山东大学光学系激光专业, 现任山东大学光电信息工程系副教授, 从事光电技术与计算机应用方面的教学和科研工作, 已发表论文20余篇。

Experiment Study on Identifying Crown Injected Metal Ion Solution Using Neural Network

Yang Xudong Wu Jiyou Zhang Fujun

(Dept. of Optics, Shandong University Jinan 250100)

Tian Wenxin Xie Liye

(Center for Research of Geology Remote Sensing Application, Geology and Mineral Bureau of Shandong Province Jinan 250011)

Abstract This paper studied mode identification of aerial high resolution multispectral images and has successfully identified the crown injected metal ion solution. The comparison of classification results between neural network and maximum likelihood rule indicates that neural network is better in both of classification accuracy and rate.

Key words Neural network, Maximum likelihood rule, Mode identification, Metal ion, Crown