

文章编号: 1007-4619 (2001) 03-0227-04

利用神经网络方法提取水稻种植面积 ——以湖北省双季早稻为例

阎 静¹, 王 汶², 李湘阁³

(1. 国家卫星气象中心, 北京 100081; 2. 中国科学院 遥感应用研究所, 北京 100101; 3. 南京气象学院, 江苏 南京 210044)

摘 要: 在利用 NOAA 数据提取水稻种植面积的过程中, 由于其地面分辨率较低, 存在大量混合像元问题, 使得提取精度不够理想。该文基于神经网络方法既可以提供多源数据的输入, 又不受数据分布假设限制的特点, 从 NOAA 图像演算最能反映水稻分布信息的绿度指数(NDVI)和日夜温差值, 将其重采样, 然后加入对水稻生长区域有重要影响的土壤类型, 土地利用类型及高程分布等信息, 以 TM 图像作为准真值进行分类, 获取较为理想的湖北省双季早稻种植面积。

关键词: 混合像元; 人工神经网络; 水稻种植面积

中图分类号: TP79 **文献标识码:** A

水稻是中国主要的粮食作物之一, 水稻种植面积的精确提取与水稻产量的准确预测对中国农业和经济的发展具有重要意义。在应用遥感技术, 提取水稻种植面积的过程中, NOAA 气象卫星数据由于覆盖面积广、观测周期短、图像成本低廉等优势, 很适合今后大面积的推广。但是由于该星地面分辨率较低, 存在大量混合像元问题, 使得提取精度不够理想。以往对于这个问题的解决主要是采用光谱混合模式(如线性混合模式、概率模式、主成分分析法、模糊分类等)对混合像元进行分解。但是这些模式都存在一些问题, 例如由于同物异谱, 异物同谱现象的存在, 使得单纯依赖光谱数据进行地物识别具有一定的局限性; 在实际应用中, 参数难以获取等。

地理信息系统能适时提供多种空间和动态的物理信息(如土壤、高程、土地利用等信息), 如果将其做为判别的重要因子与光谱信息一起参与识别分类, 无疑会大大提高分类精度。但是, 由于土壤、高程等物理信息不符合正态分布的特征, 所以运用一般的分类方法进行分类是不适合的。神经网络的提出为解决这一问题提供了可能。它本身的一个显著特征就是对于数据源分布要求的随意性, 而且可以对多源数据进行处理。本文即利用神经网络方法将

光谱信息和地理信息作为分类信息源对湖北省双季早稻种植面积进行提取实验, 获得了较理想的结果。

1 研究区域概况及前期资料处理

湖北省地势东西差异大, 自然条件复杂, 对不同熟制水稻的种植有很大影响。一般而言, 西部山区地势较高, 年均温度较低, 不适宜种植早稻、晚稻, 而在中部平原地区, 则早稻、晚稻、中稻均有种植。由于本文研究的水稻为双季早稻, 所以研究重点主要放在中东部地区。

本文研究的主要遥感资料, 包括 NOAA/AVHRR 数据和 Landsat TM 数据。NOAA 卫星接收时间为 1998-05-03 日间图像和 1998-05-04 夜间图像, 区域范围为 $106^{\circ}-118^{\circ}\text{E}$, $23^{\circ}-25^{\circ}\text{N}$, 像元尺度 1.1 km 。TM 数据接收时间为 1998-05-03, 像元尺度为 30 m 。除了选取遥感资料进行面积提取外, 还采用了一系列地理图件参与分类, 主要分类图件有湖北省 1:10 万土地利用图、湖北省 1:5 万土壤类型图、湖北省 1:5 万数字高程图; 协助图件有湖北省 1:100 万河流水系图、湖北省 1:100 万湖泊图、湖北省 1:100 万行政区划图。

收稿日期: 2000-01-21; 修订日期: 2000-05-22

作者简介: 阎静(1974—), 女, 1999 年毕业于南京气象学院并获气象学硕士学位, 目前在中国卫星气象中心研究所工作, 主要从事农业、环境遥感及卫星图像处理等工作。

本研究在分类以前需要对各种遥感图像和地理图件进行预处理。首先对 NOAA 图像进行太阳高度角订正、投影变换、并利用晴空资料相对变化率反演替代云区的方法去除云层的影响,然后在 PCI 及 GIS 支持下,将 NOAA, TM 图像分别与地理图件进行严格配准,即每选择一个控制点,都在 GIS 下检查其误差,调整其位置,然后返回 PCI,对图像进行重采样,再次选取控制点,如此反复进行,直至符合要求为止,研究误差范围控制在 0.1 个像元以内。

2 研究方法

本研究采用的方法是目前在模式识别、图像处理、组合优化等领域得到应用的神经网络分类法。与传统的监督分类相比,神经网络分类的一个显著特征就是对于数据源分布要求的随意性。反向传播神经网络算法是目前采用最多的方法,它由正向传播和反向传播组成。正向传播指输入模式从输入层经隐单元层逐层处理传向输出层,每一层神经元的状态只影响下一层神经元的状态,如果在输出层不能得到期望的输出,则转入反向传播,即将误差信号沿原来的连接通路返回,通过修改各神经元的权值,使得误差信号最小。其中输出关系函数一般取为非线性 S 型函数,误差函数定义为期望输出与实际输出之差的平方和。在图像处理过程中,我们加入了两个误差参数:个体误差、总体误差。其表达式如下:

$$e_i = \sum_j |y_j - v_j^m|; e_t = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N e_i^2$$

其中, N : 样本数; j : 输出层神经元个数; i : 样本序列号 $i = 1, \dots, N$; y_j : 输出单元的期望输出; v_j^m : 实际的输出。

当样本区内所有样本的个体误差均小于给定的最大允许个体误差时,或当总体误差小于给定最大允许总体误差时,程序将自动退出循环,完成训练。

3 研究内容

本文的基本思想是从 NOAA 图像中演算最能反映水稻分布信息的绿度指数 (NDVI) 和日夜温差值 (由于水稻在种植过程中,有大量水的介入,使得其光谱反射值同时反映了水体和植被的综合信息,在日间热红外图像上,“稻田低温”现象明显^[1],而在夜间热红外影像上,水稻种植区温度较早地高,所以采用第四通道夜间和日间热红外波段的温度差值,来表征水稻覆盖区,效果更为显著),将其重采样为

100 m × 100 m 像元大小,然后加入对水稻生长区域有重要影响的土壤类型,土地利用类型及数字高程 (DEM) 等信息,以 TM 图像作为训练区的准真值,运用神经网络算法进行分类。

3.1 模式构建与算法设计

神经网络尺度选择 BP 神经网络是由 3 类不同层面构成的,即输入层、输出层和隐层。而隐层的数目则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,但对于其它区域的普适性相对较弱。而且,层数越多,计算量越大,计算时间也会相应增长^[2]。因此,本文选择最基本的 3 层网络进行训练分类。

输入层神经元结构 输入层各神经元是影响分类精度的关键性因子。通常,用以识别的因子越多,则分类结果越准确。但是,这必须是建立在确保所选图件能很好地体现各地物特征差异的基础上^[3]。因此,对于信息含量少或者信息重叠度高,易产生模糊识别的因子应予以剔除。本文的主要目的是要提取水稻的种植面积,所以选择最能反映和影响水稻种植区域的五个决定性因素 (绿度指数、日夜温差值、土壤分布、土地利用分布、数字高程分布) 作为判别水稻覆盖区的输入层神经元。

输出层神经元结构 在识别分类中,神经网络输出层神经元对应的是最终分类类别。本文是通过对准真值 TM 图像进行自动识别后,来确定输出层神经元的。TM3, 4, 5, 3 个波段假彩色合成图像空间分辨率高,影像层次丰富,地物界线清晰。利用计算机识别分类,将其分为水稻、林地、水体、旱地、其它五大类 (“其它”包括城乡居民用地、工交建设用地、沙地、戈壁、裸土地等)。因此对应的输出层神经元也应该设为 5 个。对于经过训练的神经网络模型,每输入一个像元,将输出一个最可能与之对应的地物类型。

隐层神经元结构 关于隐层神经元数目的选择,现在尚无定论,我们分别取输入神经元和输出神经元个数的最大值、平均数、以及输入神经元个数的 2 倍加 1 三种方法进行上机运算,由于本文的特殊性,输入层结点数和输出层结点数均为 5,所以取隐层结点数 11 和 5,进行了 3 组对比实验,假设各实验学习率、最大个体允许误差、最大总体允许误差均相等,分别为 0.1, 1.0, 0.1; 循环次数分别为 100, 200, 300。实验结果见表 1, 结点数 5 的模式最大总体误差最小,因此结果更为理想。

表1 隐层结点数实验研究

Table 1 Errors for the estimation of various hidden units

组别	第一组		第二组		第三组	
循环次数	100		200		300	
隐层神经元个数	11	5	11	5	11	5
最大个体误差	2.314587	2.167522	2.184597	2.057843	2.021478	1.895794
最大总体误差	0.198721	0.174523	0.152347	0.132445	0.123546	0.102847

3.2 神经网络训练分类

选取训练区 正确选取训练样区是神经网络分类至关重要的一步,它包括各类样本的特征选取及样本数目的确定两部分,样本特征的选取是指所选样区应能很好地反映该类地物的基本特征,不仅在训练区内有代表性,而且在分类区内也要有普适性,对于传统分类而言,最少样本数有一定限制。而神经网络,对于数据分布没有严格要求,因此其数目也没有明确的规定。为了很好的选取样点数,本文选

择五种样本尺度分别进行运算,每一类别含有相同的样点数,以利于训练区对各类别的均衡表述。这五种尺度分别为每类含有10,30,50,100,300个样本点。在实验中我们设各组别隐层神经元个数,学习率、最大个体允许误差、最大总体允许误差、循环次数均相等,分别为5,0.1,1.0,0.1,500。结果表明,样本数为30的点,分类结果更接近客观实际。100以上则误分现象严重(见表2)。造成这种情况的原因,据分析可能是由于样本点数增加后,样本的均值效果使得各类间的特性趋于模糊,因而造成混分。

表2 不同样本点训练结果对比研究

Table 2 Percentage cover of each class for various sample quality

/%

类别 样点	Table 2 Percentage cover of each class for various sample quality						总计
	水体	林地	水稻	旱地	其它		
TM分类	R	9.4	19.5	26.4	30.9	13.8	100
Y=10	R	6.9	34.6	14.2	37.1	7.2	
	E	-27.1	77.2	-46.2	20.4	-48.0	43.8
Y=30	R	7.9	19.5	26.7	28.9	16.9	
	E	-15.1	0.0	1.3	-6.4	22.0	8.96
Y=50	R	5.3	15.0	36.1	32.8	10.9	
	E	-43.7	-23.5	37.0	6.2	-21.5	26.4
Y=100	R	6.2	2.7	23.4	34.6	8.3	
	E	-34.1	86.1	-11.2	12.1	-39.6	36.6
Y=300	R	5.5	35.7	8.5	30.1	20.2	
	E	-41.4	82.6	-67.7	-2.3	45.8	47.9

注:Y表示样本点数;R表示各种地物所占像元比例;E表示相对误差。

样区训练 在运用神经网络进行分类的过程中,除了选择训练样区外,学习率(ϵ)以及循环次数的确定也是影响分类结果的重要因素。学习率 ϵ 大小对学习训练时间的长短有重要影响,它表示沿误差面上的最快下降方向移动的步长。学习率 ϵ 如果过大,则模式振荡性大,有可能跨过深窄的极小点,如果过小,则有可能滞留于局部极小点。为了保证

收敛性的要求,同时也适度加快其收敛速率,本文将学习率定为0.1。BP神经网络训练过程中,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。然后进行参数调整后,重新训练。我们从时间、精度两方面考虑,将循环次数定为500次。

4 结果与讨论

根据以上对比训练,我们确定用下述模式进行神经网络训练:3层反向传播神经网络,输入层因子为归一化植被指数、日夜温差、土地利用类别、土壤类型、高程;输出层因子为水稻、林地、水体、旱地、其它五大类;隐层神经元个数为5个;样本数各类别选30个;最大个体误差1.0;最大总体误差0.1;学习率0.1;一次最大循环次数500,分类结果见图1。

应用神经网络方法进行像元分类后,对水稻种植面积进行统计,得出湖北省早稻种植面积。为了进一步验证神经网络提取水稻种植面积的可行性及优越性,我们分别采用最大似然法和线性混合像元分解法对水稻种植面积进行提取。然后,将TM图上随机抽样样区(各样区样本数都远远大于抽样所要求的最小样本数)内早稻面积作为准真值,分别计算三种分类精度,神经网络方法为92.4%,最大似然法为90.5%,线性混合像元分解法为86.3%。可以看出,利用神经网络方法提取水稻种植面积是完全可行的,而且其精度比另两种方法有所提高。

讨论 本文应用神经网络方法作为提取作物种植面积的一种新方法,具有以下两个特点:

(1) 从分类过程来看,它避免了传统分类所做的关于影像数据符合正态分布的假设,使其能更客观地反映数据的原始型态,从而使分类结果更加接近于真实情况。

(2) 从信息源角度来看,除了光谱数据所提供的多通道光谱信息以外,还融入了地形、土壤、土地利用等环境因子,在加大信息量的同时,突出了小区域(亚像元)特征,提高了分辨精度。

本文利用BP神经网络分类法,在对NOAA数据进行重采样的基础上,加入GIS提供的各种地理图件,完成NOAA像元的二级分类,为解决“同物异谱”,以及“异物同谱”问题做了新的尝试,并取得了较好的效果。

参 考 文 献 (References)

- [1] Li Yu Zhu, Zeng Yan. Study on Methods of Rice Planting Area Estimation at Regional Scale Using NOAA/AVHRR Data [J]. *Journal of Remote Sensing*, 1998, 2(2): 125-130. [李郁竹,曾燕,应用NOAA/AVHRR数据测算局地水稻种植面积方法研究[J]. 遥感学报,1998,2(2):125-130.]
- [2] Foody J G M, Arora M K. An evaluation of some factors affecting the accuracy of classification by an artificial neural network [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1997, 18: 799-810.
- [3] Foody J G M, Lucas R M, Curran P J, Hdnik M. Non-linear mixture model without end-members using an artificial neural network [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1997, 18: 937-953.

Extracting the Rice Planting Areas Using an Artificial Neural Network

YAN Jing¹, WANG Wen², LI Xiang-ge³

(1. National Satellite Meteorological Center, Beijing 100081, China; 2. Institute of Remote Sensing Applications, CAS, Beijing 100101, China; 3. Nanjing Meteorological Institute, Nanjing 210044, China)

Abstract: Rice is one of the main grain crops in our country. The rice planting area and yield could affect agricultural development and economic stability in China. For NOAA has a lower spatial resolution, the result is that most AVHRR pixels contain a mixture of land cover classes which influence the accuracy of classification. Methods for unmixing the mixed pixels have been used in a range of studies and the accuracy of the analyses has often increased. However, there are many problems in these methods. For instance, because sometimes the same objects have different spectra, or the same spectra represents different objects, so identifying the land cover classes successfully is very difficult by only relying on spectra data and obtaining end-member spectra is another problem. In this paper, an alternative approach, the artificial neural network which makes no assumption about the nature of the mixing and does not require end-member spectra, is presented. We select five factors (NDVI, temperature difference, soil type, landuse type and DEM), which have important effect on the distribution of rice planting, as the nodes of input layer to classify the image. The planting areas of early rice in Hubei province are obtained.

Key words: mixed pixel; artificial neural network; rice planting area

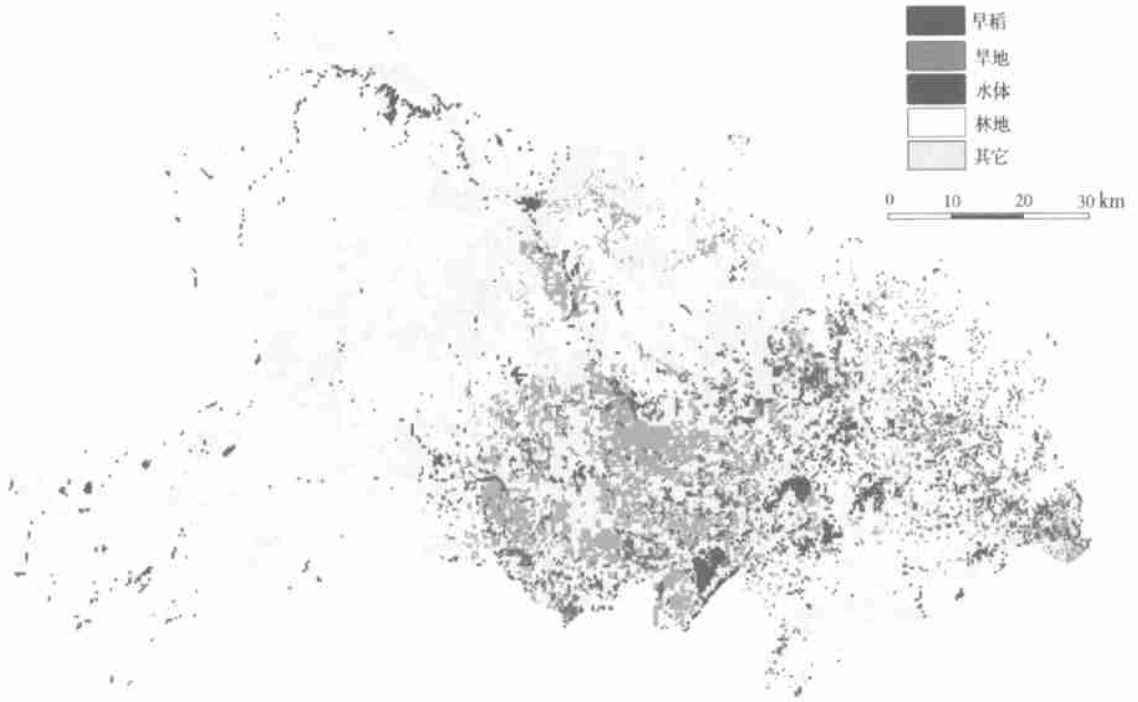


图 1 利用神经网络进行湖北省土地利用分类

遥感学报

(双月刊 1997 年创刊)

2001 年 5 月 第 5 卷 第 3 期

JOURNAL OF

REMOTE SENSING

(Bimonthly, Started in 1997)

Vol. 5 No. 3 May 2001

编 辑 《遥感学报》编辑委员会
北京市安外大屯路中科院遥感所
邮编:100101; 电话:(010)64889543

主 编 徐冠华
出 版 科学出版社
北京东黄城根北街 16 号
邮编:100717

印刷装订 中国科学院印刷厂

总发行处 北京报刊发行局

订 购 处 全国各邮电局
中国国际图书贸易总公司

国外总发行 (中国国际书店)
北京 399 信箱

Editor: Editorial Board of Journal of

Remote Sensing

P. O. Box 9718, Beijing 100101, China

<http://www.chinainfo.gov.cn/periodical/ygxb/index.htm>

E-mail: jrseas@public.sti.ac.cn

Chief Editor: Xu Guanhua

Publisher: Science Press

16, Donghuangchenggenbeijie Street

Beijing 100717, China

Distributed Abroad: China International

Book Trading Corporation

(Guoji Shudian)

P. O. Box 399, Beijing, China