

基于 TM 与 IRS 融合图像对土地覆盖进行分类

吴连喜 严泰来 张玮

(中国农业大学信息学院)

摘要 用不同空间分辨率的 TM 与 IRS-1C (PAN) 遥感图像进行融合, 可增强图像清晰度。本研究用人工神经网络 BP 算法对 TM 和 IRS-1C (PAN) 的融合图像进行土地覆盖分类, 分类的总体精度达到 95%, 高于最大似然法(分类的总体精度为 71%)。

关键词 人工神经网络; 遥感融合图像; 分类

中图分类号 P237; P272; S155.4

Classification of Land Cover Based on Fused Image of TM with IRS

Wu Lianxi Yan Tailai Zhang Wei

(College of Information, CAU)

Abstract The fused product merged two optical image data of different resolutions—a high spatial resolution panchromatic image (IRS-1C) and a low spatial resolution but multispectral image (TM). Its signal clarity was improved. Artificial neural network technology is of great advantage to deal with data of uncertain distributing and qualitative data such as performing non-linear classification, and thus being used to classify the land cover. The classification accuracy of fused remote sensing image reached a accuracy of up to 95%. It is far much better than the method of maximum likelihood classification, whose total accuracy is only 71%.

Key words artificial neural network; fused remote sensing image; classification

遥感数据融合可将不同传感器遥感数据源所提供的信息加以综合, 消除各传感器信息间的信息冗余, 降低不确定性, 减少模糊度, 增强影像信息的清晰度, 从而改善了解译效果和解译可靠性^[1,2]。在众多的基于统计模式的遥感图像分类方法中, 最大似然法有着严密的理论基础, 是目前常用的图像分类方法之一^[3]。在多源遥感数据分类方面, Solberg 等研究了马柯夫随机模型对 TM 和 SAR 的融合图像进行分类的机理, 并用于地质解译^[4]。贾永红运用人工神经网络, 以 TM 和 SAR 两种遥感数据为基础, 对融合分类和分类融合两种方法进行了研究^[5]。王野乔采用人工神经网络模型, 利用 18 维多时相、多波段 TM 数据、地形高程数据以及坡向、坡度等多源数据对多种树种和作物进行了信息提取和分类^[6]。本研究采用人工神经网络的 BP 算法和最大似然法, 分别对用多光谱的 TM 图像和高空间分辨率的 IRS-1C 全色波段图像融合后的遥感图像进行土地覆盖分类, 并比较这两种方法对融合后的遥感图像的分类效果。

收稿日期: 2001-03-13

北京市土地变更调查攻关课题资助

吴连喜, 北京市圆明园西路 2 号中国农业大学(西校区), 100094

1 数据处理

1.1 数据源

本研究的数据采用了 TM 遥感数据和印度卫星 RS 遥感数据。Landsat-5 TM 数据获取时间为 1999-08-20, 有 Band1, Band2, Band3, Band4, Band5, Band7 共 6 个波段, 空间分辨率为 $30\text{ m} \times 30\text{ m}$; RS-1C 数据获取时间为 2000-05-02, 为全色波段, 空间分辨率为 $5.8\text{ m} \times 5.8\text{ m}$ 。

1.2 数据处理

对 Landsat-5 TM 数据进行灰度拉伸处理, 然后分别用 Band7, Band4, 和 Band3 进行 RGB 合成(图 1-a), 对 RS-1C (PAN) 数据用 3×3 数字模板进行中值滤波(图 1-b)。

1.3 数据融合处理

首先以 RS-1C (PAN) 遥感影像为基准, 对 TM 遥感影像进行配准, 所选控制点在影像范围内均匀分布, 并具有明显的同名地物点识别标志, 控制点数量为 176 个(试验区范围 $20\text{ km} \times 20\text{ km}$), 用重采样成图法的二次多项式进行空间几何位置的变换, 用三次卷积法进行灰度重采样, 使校正后 TM 影像的空间分辨率变为 $5.8\text{ m} \times 5.8\text{ m}$ 。然后用 Brovey 法^[7]将校正后的 TM 影像与 RS-1C (PAN) 影像进行融合。该方法的优点是既能锐化影像, 又能保持原多光谱的信息, 融合后图像的色调与原 TM 合成色调相同, 几何分辨率为 $5.8\text{ m} \times 5.8\text{ m}$ (图 1-c)。

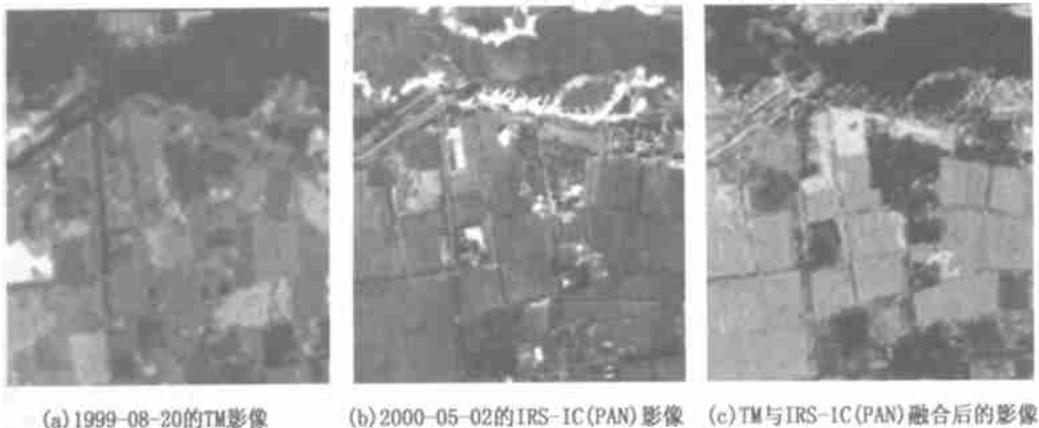


图 1 分类前的遥感图像

2 人工神经网络 BP 算法有关参数与函数的设置

人工神经网络分类法采用 BP 算法, 并用下列有关参数与函数^[8-10]对网络进行训练。

1) 初始权值 w 设为 0.075, 初始阈值 θ 设为 0.09。

2) 输入向量的选取: 融合后的遥感图像不仅具有丰富的光谱信息, 而且具有较强的空间几何信息。纹理分析是描述目标物空间几何结构的一种常用方法^[3], 本研究用人工神经网络作为分类器时, 以 RGB 的灰度值作为光谱信息的特征值, 以信息熵作为纹理信息的特征值。信息熵的计算, 取 3×3 窗口, 并用(1), (2)式进行计算:

$$e = - \sum_{i,j} p(i, j) \log_2 p(i, j) \quad (1)$$

$$p(i, j) = \frac{|c(i, j)|^2}{\sqrt{\sum_{i, j} |c(i, j)|^2}} \quad (2)$$

式中: $c(i, j)$ 表示图像在 i, j 处的灰度值。

- 3) 将目标类型分为裸地、植被、水体、建筑物。
- 4) 在融合后的图像中选取训练样本。
- 5) 设隐含层数为一层。
- 6) 采用 logistic 函数作为激活函数, 对于隐层或输出层 j 的一个节点, 其网络输入为:

$$\mu_j = w_{ji}x_i \quad (3)$$

式中: w_{ji} 为 2 个节点间的链接权重(从 i 层到它的下一层 j), x_i 为 j 层前一层的输出。第 j 层上节点的输出计算。

$$O_j = \frac{1}{1 + e^{-(\mu_j + \theta_j)/\theta_0}} \quad (4)$$

式中: θ_0 为阈值, θ_j 的作用是修改 logistic 函数线形。

- 7) 训练速度设为 0.1。
- 8) 动量要素设为 0.24。
- 9) 单项误差设为 0.09, 收敛总误差阈值设为 0.1。
- 10) 整个网络的训练次数设为 3 000 次。

3 试验结果与分析

3.1 分类结果

用训练后的网络对融合影像进行分类, 同时用最大似然法对融合图像进行分类, 分类结果见图 2。

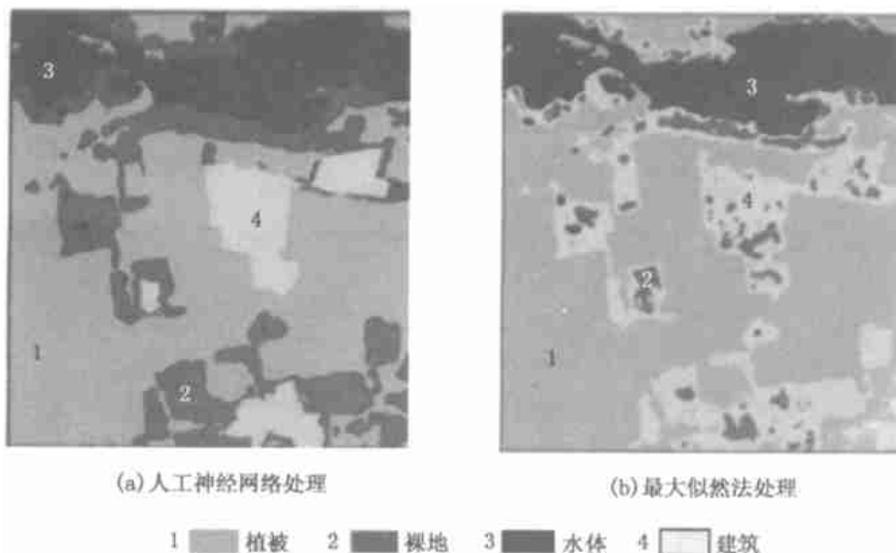


图 2 两种分类结果图

3.2 精度分析

为了检验图像分类的正确率,就每一目标类型各随机选取一定数量的样点(总样点数为 122 个),并用混淆矩阵混淆对各类别的精度和混分情况进行分析^[11],设类别 1 为裸地,类别 2 为植被,类别 3 为水体,类别 4 为建筑物,结果见表 1。

表 1 不同处理方法的分类精度混淆矩阵表

处理方法	地物类别	分类类别			
		裸地	植被	水体	建筑物
人工神经网络分类法	裸地	0.97	0.02	0.01	0.01
	植被	0	1	0	0
	水体	0	0	1	0
	建筑物	0.17	0	0	0.83
最大似然法	裸地	0.71	0.03	0.01	0.25
	植被	0.01	0.97	0.01	0.01
	水体	0.25	0.02	0.72	0
	建筑物	0.25	0.19	0.05	0.43

由表 1 可见,人工神经网络对遥感融合影像的分类结果为,裸地被分为类别 1(裸地)的百分比(算法为判定正确的样点数除以该类型的总样点数)为 97%,植被被分为类别 2(植被)的百分比为 100%,被分为类别 3(水体)的百分比为 100%,被分为类别 4(建筑物)的百分比为 83%。最大似然法对遥感融合影像的分类结果为,裸地被分为类别 1(裸地)的百分比为 71%,植被被分为类别 2(植被)的百分比为 97%,水体被分为类别 3(水体)的百分比为 72%,建筑物被分为类别 4(建筑物)的百分比为 43%。

就人工神经网络对遥感融合影像的分类而言,由于遥感融合影像中有少部分建筑物纹理的清晰度不够好,而部分裸岩也具有较清晰的纹理结构,二者的光谱特征又极为相似,所以,有少部分建筑物被误分为类别 1(裸地),其他地物被误分的现象很少,所以,总体精度较高,为 95%(表 2)。就最大似然法对遥感融合影像的分类来说,由于裸地与建筑物之间存在“异物同谱”现象,裸地被误分为类别 4(建筑物)的比例较大,裸地(裸岩)有部分位于水体边缘,存在着混合像元,所以,水体有部分被误分为类别 1(裸地),而建筑物被误分为类别 1(裸地)和类别 2(植被)的现象较为严重,建筑物被误分为类别 1(裸地)的主要原因同上,建筑物被误分为类别 2(植被)的原因主要是建筑物与建筑物之间有绿化用地,所以,总体精度较低(71%)。

表 2 不同处理方法的精度比较

处理方法	裸地	植被	水体	建筑物	总体精度
人工神经网络对融合图像分类	0.97	1	1	0.83	0.95
最大似然法对融合图像分类	0.71	0.97	0.72	0.43	0.71

4 结论与讨论

本试验采用的人工神经网络对融合后的遥感影像进行分类,总体分类精度达到 95%,效

果较为理想。

用 TM 和 RS-1C (PAN) 融合后的遥感图像具有丰富的灰度、纹理和空间几何信息。这些信息的单位、量纲、数据分布类型都不相同,而神经网络对数据类型和分布函数没有限制,对数据的要求更加灵活,容忍度更高,在处理多种类型的数据时具备明显的优势^[12-15],所以人工神经网络是对多源数据进行分类的一种较好的方法。试验结果也证明:人工神经网络对遥感融合数据进行分类,可以获得较高的分类精度。最大似然法对遥感融合图像的分类仍然是基于灰度信息,而没有充分利用图像的纹理和空间几何信息,所以分类精度不如神经网络分类法。

本试验所用的纹理信息的提取是基于固定大小的窗口,从而限制了纹理信息的运用,如何灵活地选择窗口的大小,有待于进一步研究。

参 考 文 献

- 1 Solberg S, Jain A K, Taxt T. Multisource classification of remotely sensed data: Fusion of Landsat TM and SAR Images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1994, 32(4): 768~ 777
- 2 Costantini M, Farina A, Zirilli F. The fusion of different resolution SAR images. In: *Proceedings of the IEEE*, 1997, 85(1): 139~ 146
- 3 遥感研究会编(日). 刘勇卫, 贺雪鸿译. 遥感精解. 北京: 测绘出版社, 1993, 200, 201, 216, 217
- 4 Solberg S, Jain A K, Taxt T. A markov random field model for classification of multi-source satellite imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1996, 34(1): 100~ 113
- 5 贾永红. 人工神经网络在多源遥感影像分类中的应用. *测绘通报*, 2000, 7: 7, 8
- 6 王野乔. 遥感及多源地理数据分类中的人工神经网络模型. *地理科学*, 1997, 17(2): 105~ 112
- 7 李军. 多源遥感影像融合理论、算法与实践. [学位论文]. 武汉: 武汉测绘科技大学, 1999
- 8 Mitchell K H, Philip E A. Surface imaging spectrometry: current status, future trends. *Remote Sensing Environ*, 1993, 44: 117~ 126
- 9 Lisboa P G J 编著. 邢春颖, 阳影译. 现代神经网络应用. 北京: 电子工业出版社, 1996, 1~ 21
- 10 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
- 11 Congalton R C. A review of assessing the accuracy of classification of remotely sensed data. *Remote Sens*, 1991, 37: 35~ 46
- 12 Gopal S, Woodcock C. Remote sensing of forest change using artificial neural network. *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing*, 1996, 34(2): 398~ 404
- 13 Gong P. Integrated analysis of spatial data from multiple sources: using evidential reasoning and an artificial neural network for geological mapping. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1996, 62(5): 513~ 523
- 14 Azim i-Sadjadi M R, Chaloum S, Zoughi R. Terrain classification in SAR images using principal component analysis and neural networks. *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing*, 1993, 31: 511~ 515
- 15 Sui D. Recent application of neural network2 for spatial data handling. *Canadian J of Remote Sensing*, 1994, 20: 368~ 380