

一个基于 SOFM 网络模型的遥感图像分类方法

毛克彪^{1,2}, 覃志豪¹, 张万昌¹

(1. 南京大学国际地球系统科学研究所, 江苏 南京 210093; 2. 南京大学城市资源系, 江苏 南京 210093)

摘要: 遥感图像分类一直是遥感研究方面的一个热点问题, 也是遥感图像数据挖掘方面的一个重要方面。针对传统神经网络分类的弱点, 先根据土地利用图对典型地物的像元值进行取样, 然后用监督分类对纯净像元进行提取, 最后利用自组织神经网络对剩余混合像元进行分类, 从而避免了对纯净像元的误分, 而且克服了传统神经网络的不足。利用 SOFM 网络模型对民乐县的遥感影像进行了分类并和传统的神经网络分类以及对应的土地利用图做了比较, 用 SOFM 网络模型有效地提高了分类精度。为了保证分类精度, 对地形和大气做了精校正。

关键词: 神经网络; 自组织映射; 混合像元; 纯净像元; 数据挖掘

中图分类号: TP 75 **文献标识码:** A **文章编号:** 1004-0323(2003)06-0399-05

1 引 言

遥感图像的一个主要研究内容就是分类, 将各种地物划分出来, 最终目的是识别地物。但由于受到许多条件的限制, 例如大气、地形、分辨率以及混合像元的影响, 分类精度一直不是太高。许多科研人员为了提高分类精度, 提出了许多分类算法。主要分为两种, 监督分类和非监督分类, 而且已经深入到对亚像元级的研究^[1-6]。

数据挖掘是指从巨量的、有噪音的、随机的数据中提取有效的、新颖的事先未知而又潜在有用的信息^[7], 借助数据挖掘技术提高遥感数据的地物分类和目标识别已成为遥感研究领域的热点之一。由于数据挖掘研究的发展, 对遥感图像的信息提取也提高到了以主动获取信息的高度^[8-11]。

数据挖掘与知识发现的主要方法有 7 种^[12]: 基于决策树分类的 D3 和 C4.5 方法; 基于贝叶斯概率的非监督分类方法; 用于概括的 AQ15 和 CN2 方法; 解决不精确、不确定知识的粗糙集方法。大量人工神经网络方法, 如经典的反向传播算法、自组织映射算法等; 用于产生关联规则的方法; 贝叶斯概率网络学习方法等。由于空间数据的关联特性, 空间数据挖掘算法必须对传统挖掘算法

加以拓展才能更好地分析复杂的空间对象。

由于单一的神经网络存在一些问题^[13-15], 在实际中需要凭经验而定。例如如何选择网络节点数、初始权值和学习步骤、过学习和欠学习。训练样本选择是否在信号空间上具有代表性对网络的训练影响非常大, 样本选择适量将减少训练的时间, 提高分类精度, 所以样本的随机性也很重要, 这些因素都会给网络带来一些不确定性的因素。另外网络学习效率、目标误差、最大循环次数对于网络的学习训练也有影响, 需要经过多次实验和经验才能够实现合理的选择。

针对单一的神经网络分类方法存在的问题, 很多人提出了一些解决的办法, 例如赵书和^[15]运用改进的 Kohonen 网络模型对多源遥感影像融合分类中, 先对典型地物进行光谱分析, 然后通过设定阈值进行专题信息提取, 最后运用 Kohonen 神经网络对剩余图像进行分类, 取得了比较好的效果。但笔者认为, 由于用阈值来进行专题信息提取受混合像元、大气、云、地形、邻近像元的影响, 使专题信息提取的适用性下降。为了避免这种情况, 本文假定用传统神经网络方法监督分类后的结果为纯净像元, 未分出来的为混合像元, 先根据土地利用图, 对典型地物的像元值进行采样, 提取纯净像元, 然后用 SOFM 神经

收稿日期: 2003-06-11; 修订日期: 2003-08-17

基金项目: 国家重点基础研究发展规划(973)项目(2001CB309404), 海外青年学者合作研究基金(40128001)和教育部科学技术重点项目(2001)联合资助。

作者简介: 毛克彪(1977-), 男, 硕士生, 主要从事空间数据挖掘、遥感数字图像信息提取以及遥感和GIS应用等方面的研究。

网络对混合像元进行自组织分类,既避免了对纯净像元的误分,又克服了以上传统神经网络分类方法的缺点。同时用 SOFM 网络模型对民乐县的遥感影像 ETM 进行了分类并和传统的神经网络分类及对应的土地利用图做了比较,证明用 SOFM 网络模型分类提高了精度。为了保证分类精度,本文对地形和大气也做了精校正。

2 基于 SOFM 网络模型的影像分类方法介绍

SOFM 神经网络分类方法^[13,14]是一种非监督的聚类分类方法,网络的构造是基于对人脑皮层功能的模仿。自组织特征映射网络不仅要不同的信号产生不同的响应,与竞争学习网络一样具有分类功能,更重要的是要实现功能相同的神经元在空间分布上的聚集,所以自组织映射网络在训练时除了要对获胜神经元进行调整外,还要对获胜神经元邻域内的所有神经元进行修正,从而使邻近的神经元具有相同的功能,如此反复直至网络完成对所有输入模式的识别。网络结构模型如图 1 所示。

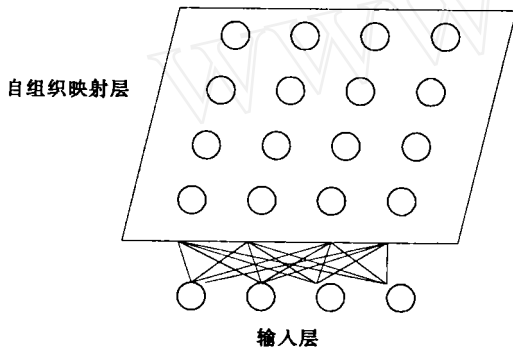


图1 SOFM网络结构示意图

自组织神经网络与其它神经网络的主要区别在于输出具有几何分布,由交互作用的函数取代了简单的侧抑制。本文对输入样本进行了归一化,这样可以加速网络的收敛,节省大量的训练时间。具体学习过程^[13]如下:

(1) 用随机数设定权值初始值,并进行权向量归一化计算,在以后每次修正权向量之后也要进行归一化,使其满足:

$$W_j^2 = \sum_i w_{ij}^2 = 1 \quad (1)$$

(2) 反复进行以下计算,直到达到预定学习次数或每次学习中权值改变量小于某一阈值。

输入一个样本计算各输出单元强度:

$$net_j = W_j^T X = \sum_i w_{ij} x_i \quad (2)$$

找出主兴奋单元 c , 使得:

$$net_c = \max_j (net_j) \quad (3)$$

确定各输出单元兴奋度:

$$y_j = F_c(j) \quad (4)$$

计算各权值修正量 Δw_{ij} , 修正权值, 进行归一化:

$$\Delta w_{ij} = \eta(y_i - net_j)x_i \quad (5)$$

有时需要根据学习次数来更新学习步长 η 和邻域交互作用半径 R 。学习完成之后,各输入向量在输出平面上存在对应的兴奋点,而且兴奋点之间部分地满足一种关系,即相似的输入量在输出平面上离得较近。从而输出平面可以划分成若干个不同的区域,每个输出对应一个类别,形同分类图。

针对单一的神经网络方法存在的问题,本文先对纯净像元进行提取,然后利用 SOFM 网络模型进行自组织分类。SOFM 网络模型对影像分类实现过程为:首先,根据土地利用图,对典型地物的像元值进行采样,在此基础上,采用传统神经网络进行监督分类,然后用分层提取对整个影像的水体、建设用地、裸地、植被进行提取,得到剩余混合像元图像;最后对混合像元进行分类,得到分类结果再与前面提取的纯净像元信息进行合并,这样做的一个优点是避免网络对纯净像元误分,提高了估算的精度。其具体实现过程流程图如图 2 所示。

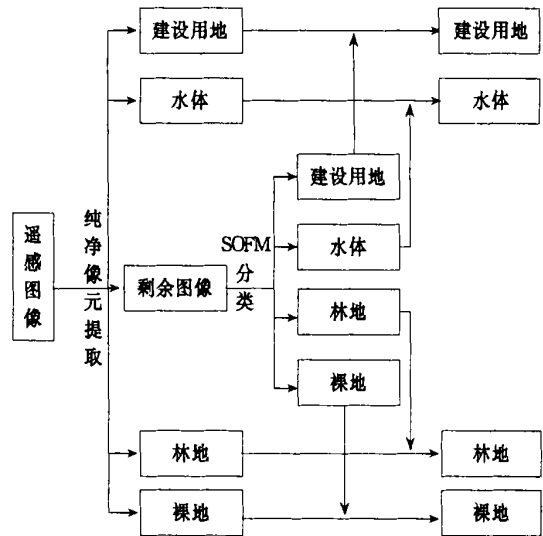


图2 混合像元图像分类示意

3 研究区与数据预处理

3.1 研究区概况

研究区域位于中国西北重要内陆河流域的黑河流域中上游,河西走廊的中段,主要包括张掖市、周

边绿洲区以及祁连山一部分, 涵盖范围大约 9 000 km²。由于地处干旱和半干旱的沙漠—戈壁—绿洲交错区, 地表覆盖类型季节变化非常大(如图 3)。

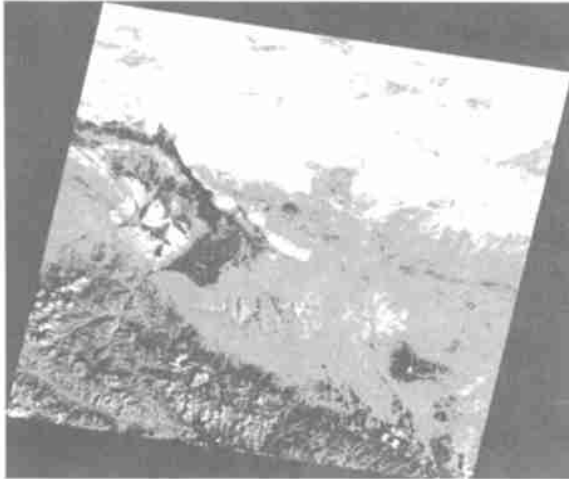


图 3 研究区 ETM 原始影像

研究所用资料包括数字高程模型 (DEM) 和 Landsat ETM 影像。DEM 是由 1 50 000 的地形图经数字化生成的, 空间分辨率为 30m。ETM 影像成像时间为 2002 年 9 月 17 日, 根据野外测得的 12 个控制点 (GCP) 对影像进行精确几何校正, 误差小于 0.5 个像元。

3.2 地形校正

由于地形起伏对地表辐射能量和传感器所接收信息影响很大, 因此消除地形影响很有必要^[8]。用高分辨率的 DEM 对遥感影像辐射值进行地形校正, 可提高大气校正后地表反射率反演的精度^[16]。本文采用初级归一化研究区影像进行处理^[17], 剔除地形影响。

这一方法的思想是利用获取影像时的太阳高度角和方位角, 通过 DEM 建立去阴影模型来模拟研究区在卫星影像摄取时的坡地阴影分布情况, 在把经过几何纠正的 ETM 影像同 DEM 融合按照下面的初级归一化公式进行计算, 从而消除地形影响后的每一波段像元的 DN 值:

$$\delta DN_{ij} = DN_{ij} + DN_{ij} \times (\mu_k - X_{ij}) / \mu_k \quad (6)$$

其中: δDN_{ij} 表示地形校正以后图像中像元 ij 的 DN 值; DN_{ij} 为原始图像中像元 ij 的 DN 值; μ_k 为去阴影模型中数值平均值; X_{ij} 为去阴影模型中对应像元 ij 的数值。

3.3 大气校正

大气校正的目的是为了得到地表物体真实的反

射率。大气校正的方法很多, 本文采用 Gilabert 和 Zhang^[16-18]提出的一种简单而且有效的大气校正方法, 这种方法基于以下 3 个前提: 假定地表是兰伯体反射; TM 1、3 波段的最暗像元只接受大气贡献的能量, 且这些像元所对应的地表反射率接近零; 忽略大气的多次散射以及邻近像元漫射过程。

基于上面 3 个前提, 在经过地形校正后的 ETM 影像中, 首先根据影像附带的头文件信息, 得到传感器接收的能量值; 然后, 找出图像中阴影区暗像元在 TM 1、3 波段对应的 DN 值, 以此为基础, 推导出大气的相关参数; 再次, 计算所有波段的大气辐射能量; 最后建立图像中 6 个波段地表反射率与地形校正后影像 DN 值对应关系。

本文从研究区中裁取民乐县(如图 4)进行像元分类分析, 利用民乐县 2000 年的 1:50 000 土地利用图(如图 5)进行验证比较。

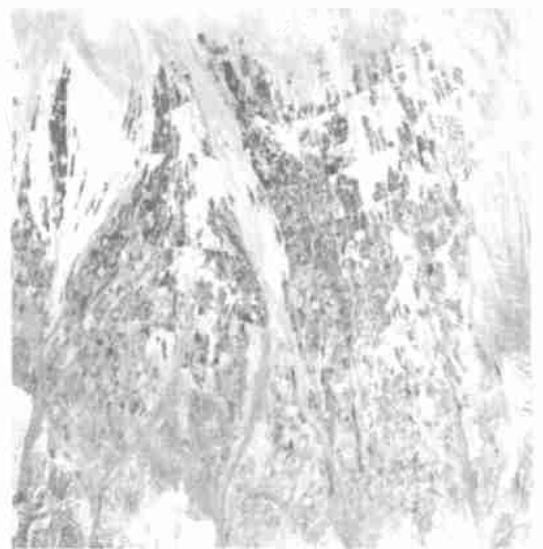


图 4 民乐县影像

4 结果分析

通过统计土地利用图(图 5), 该地区的 4 种主要土地类型的比例如表 1 所示。

用遥感软件对影像进行神经网络监督分类, 总共 12 类, 然后根据土地利用图将其归并成 4 类, 如表 2 所示。

根据土地利用图, 对典型地物的像元值进行采样, 在此基础上提取纯净像元信息, 如表 3。对比表 1 和表 2, 可以看出, 提取的纯净像元信息的百分比都比上面两个表低, 而且未提取的占 42%, 可见混合像元在影像中所占的比例很大, 从而导致分类精度下降。



图5 民乐县土地利用

表1 土地利用统计表

地物类型	百分比(×100%)
水体(f_1)	0.082
植被(f_2)	0.271
土壤(f_3)	0.525
建筑物(f_4)	0.122

表2 传统神经网络监督分类地物类型统计表

地物类型	百分比(×100%)	分类错误率
水体(f_1)	0.098	0.195 121 951
植被(f_2)	0.381	0.405 904 059
土壤(f_3)	0.315	- 0.4
建筑物(f_4)	0.196	0.606 557 377
分类精度	0.598 104	

表3 纯净像元信息提取统计表

地物类型	百分比(×100%)
水体(f_1)	0.052
植被(f_2)	0.201
土壤(f_3)	0.225
建筑物(f_4)	0.102
未分类	0.420

使用 SOFM 神经网络模型,对剩余混合像元图像进行分类,用 1~5 和 7 这 6 个波段作为输入层,输出层为 4 个结点,分别表示 4 类。用 SOFM 神经网络对混合像元图像分解的结果经归一化处理后如表 4。

表4 SOFM 分类表

地物类型	百分比(×100%)
水体(f_1)	0.043
植被(f_2)	0.171
土壤(f_3)	0.114
建筑物(f_4)	0.092
总分类精度(表3+表4)	0.631 08

将表 3 的纯净像元信息与 SOFM 分类结果(表 4)与用传统神经网络监督分类结果(表 2)和土地利用统计(表 1)相比较。用 SOFM 模型分解的结果比用监督分类的结果更加接近土地利用图的统计表数据,其分类精度提高了 0.042976。当然,由于土地利用图的绘制与影像成像时间不一致,而且土地利用变化比较大,这点可以从裸土和建设用地的分类数据看出来,从影像数据判断,建设用地增多,裸地减少,这跟民乐县最近两年的城镇建设有关,所以这两类在 SOFM 或者监督分类与图像与土地利用图的结果之间的比较会存在比较大的差异,其提高的精度可能大于 0.042976。在第一次分类后,剩余 42% 没有提取出来,说明该研究区混合像元比较多,利用 SOFM 分类只是提高了混合像元的归属度。由于邻近像元的影响及其它条件的限制,使分类存在比较大的误差,要再提高分类精度,需要向亚像元努力,即像元分解,有待更深入的研究。总的来说,利用 SOFM 网络分类模型比传统神经网络监督分类的精度提高很多。

5 结 语

数据挖掘的方法在地学研究中早已存在,但它把信息提取研究提高到了前所未有的高度,将对遥感图像的分类提到对遥感图像的数据挖掘的层次去研究,更有意义。遥感图像分类一直是遥感研究方面的一个热点问题,各种算法由于受到一些条件的限制,精度一直不是很高。本文针对传统神经网络分类的缺点,通过先对纯净像元提取,然后用 SOFM 神经网络对剩余像元(混合像元)分类,提高了分类精度。并利用民乐县的遥感图像进行了验证。为了保证分类的精度,本文对地形和大气作了精校正。通过和土地利用图做比较,发现利用 SOFM 网络模型极大地提高了分类精度,但由于受到混合像元的限制,要进一步提高精度,需向亚像元研究努力。

致谢: 感谢刘三超, 余钧辉, 方秀琴等在本研究中辅助影像预处理和土地利用图土地类型统计。

参考文献:

- [1] Gong P, Zhang A. Noise Effect on Linear Spectral Unmixing [J]. *Geographic Information Sciences*, 1999, 5: 52~ 57.
- [2] Settle J J, Drake N A. Linear Mixing and the Estimation of Ground Cover Proportions [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1993, 14: 1159~ 1177.
- [3] Foody G M. Relating the Land-cover Composition of Mixed Pixels to Artificial Neural Network Classification [J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 1996, 62: 491~ 499.
- [4] 王喜鹏, 张养贞. 应用神经网络模型分解AVHRR混合像元[J]. *遥感学报*, 1998, 2(1): 51~ 56.
- [5] 朱述龙. 基于混合像元的遥感图像分类技术[J]. *解放军测绘学院学报*, 1995, 12(4): 276~ 278.
- [6] 李郁竹, 曾燕. 应用NOAA/AVHRR测算局地水稻种植面积方法研究[J]. *遥感学报*, 1998, 5(2): 125~ 130.
- [7] Jiawei Han, Micheline Kamber. *Data Mining: Concepts and Techniques* [M]. 北京: 机械工业出版社, 2000.
- [8] Laskaris N, Fotopoulos S. An Efficient Data Mining Technique with Application in Multivariate Image Analysis [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1997, 27(6): 1103~ 1106.
- [9] Marchisio G B, Wen-Hao L I. GeoBrow: An Integrated Environment for Satellite Image Retrieval and Mining [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1998, 31(2): 669~ 673.
- [10] Leen-Kiat Soh, Tasatsoulis C. Data Mining in Remote Sensed Images: A General Model and Application [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1998, 31(4): 798~ 800.
- [11] Leen-Kiat Soh, Costas Tasatsoulis. Segmentation of Satellite Imagery of Natural Scenes Using Data Mining [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1999, 37(2): 1086~ 1099.
- [12] 毛克彪, 田庆久. 空间数据挖掘技术及其应用[J]. *遥感技术与应用*, 2002, 17(4): 198~ 204.
- [13] 边肇祺, 张学工. *模式识别* [M]. 北京: 清华大学出版社, 1999.
- [14] 许东, 吴铮著. 基于MATLAB6 X的系统分析与设计-神经网络[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2002, 5: 28~ 35.
- [15] 赵书河. 多源遥感图像决策级融合及其应用研究[D]. 博士学位论文, 南京: 南京大学, 2003. 44~ 45.
- [16] Zhang W C, Yamaguchi Y, Ogawa K. Evaluation of the Pre-processing of the Remotely Sensed Data on the Actual Evapotranspiration, Surface Soil Moisture Mapping by an Approach Using Landsat, DEM and Meteorological Data [J]. *Geocarto Inter*, 2000, 15(4): 57~ 67.
- [17] Civico D L. Topographic Normalization of Landsat Thematic Mapper Digital Imagery [J]. *PE & RS*, 1989, 55(9): 1303~ 1309.
- [18] Gilbert M A, Conese C, Maselli F. An Atmospheric Correction Method for the Automatic Retrieval of Surface Reflectance from TM Images [J]. *Int J Remote Sensing*, 1994, 15(10): 2065~ 2086.

A Method of Classification of Remote Sensing Based on SOFM Model

MAO Ke-biao^{1,2}, Q N Zhi-hao¹, ZHANG W an-chang¹

(1. *International Institute for Earth System, Nanjing University, Nanjing 210093, China;*

2. Department of Urban and Resource Science, Nanjing University, Nanjing 210093, China)

Abstract: Classification is always an important research orientation of remote sensing. In This paper, we extract endmember pixel information at first, then use artificial neural network (SOFM) algorithm to classify the rest pixels, and estimate the percent of the different land use from Landsat ETM image in the Heihe River Basin. ETM were orthorectified using a digital photogrammetric software package with ground control points collected through differential GPS. We make a topographical and atmosphere correction and got fractions of land use (water (f1), vegetation (f2), and soil (f3), building (f4)) from land use map. We extract the endmember information from the image and classify the rest pixels. Experimental results indicate that classification by SOFM is better than the supervised classification by comparing with the land use statistics.

Key words: ANN, SOFM, Mixed pixel, Pure pixel, Data mining