

针对 ETM 基于 BP 网络像元分解模型分类研究

毛克彪, 覃志豪, 张万昌

(农业部资源遥感与数字农业重点实验室 北京 100081; 南京大学国际地球系统科学研究所, 江苏, 南京 210093)

摘要:限制遥感图像分类精度的一个主要原因是混合像元问题。因此像元分解也一直是遥感研究的一个热点问题, 本文针对传统像元分解方法的缺点, 首先对影像进行纯净像元提取, 再对混合像元进行分解。在提取纯净像元时, 利用 ETM 影像的全色波段和单波段不同的分辨率选取训练样本, 从而克服了传统像元分解中需要两种影像或地面实测资料的缺点。然后用 BP 神经网络对混合像元进行分解。同时用民乐县的 ETM 影像作了试验。又利用对应的土地利用图作了验证, 取得了比较好的效果。

关键词:BP 神经网络; 混合像元; 纯净像元; 数据挖掘

中图分类号: TP7 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000 - 3177(2004) 74 - 0027 - 04

1 引言

混合像元分解从遥感诞生的那天起, 就一直存在, 而且也将伴随遥感的整个发展历程。许多科研人员在影像数据分辨率的限制条件下, 为了到达像元级以下的精度, 对像元分解的方法作了许多有意义的尝试, 同时取得了比较好的效果。主要分为两种方法, 一种是线性的, 一种是非线性的。宫鹏^[1], Settle 和 Drake^[2]等利用线性方法 (LSM) 对混合像元分解作了研究, 在该方法中, 假定混合像元中各地物的光谱信息是一种线性组合关系。Liang 和 Zhang^[3]等对非线性像元分解做了大量的研究, 特别是 Foody、Wang 和 zhang 等^[3]用神经网络对像元分解做了一些研究, 取得了一些应用成果。国内朱述龙、王喜鹏、杨忠恩等在 [4~6] 中对像元分解也做了大量的研究。这方面的研究可以提升对遥感图像数据挖掘中的一部分, 将其从对遥感图像的数据挖掘方面来研究, 可能更有意义。

在大部分研究中, 主要是采用地面实测与影像结合的方式。即在实地测试一些混合像元样本和影像建立某种函数关系, 然后对剩余混合像元分解。从理论上讲, 这种方法是可行的, 但在实际应用中却遇到很多困难。例如, 地面实测与影像不同步, 有的研究中相差好几年, 实测像元与影像像元匹配精度问题, 另外大气等其他环境因素的影响, 使得这种方法得出的精度降低。为了避免这些影响, 有些学者例如 R. Pu, B. Xu 和 P. Gong^[7]等利用高分辨率的航空影像和低分辨率的卫星影像来选取训练样本和测试样本对神经网络进行训练测试, 取得比较好的精度, 但这种方法仍能有上述的一些问题, 而且航空影像的获取成本太大。

在本文的研究中, 为了避免这些问题, 从单景影像 ETM

全色波段和单色波段选取测试样本和训练样本。即根据土地利用图对典型地物的像元值进行采样, 分析主要地物的波谱特征, 进行监督分类。然后用不同的窗口在影像中找同时包含两种以上的纯净像元的矩阵。计算各地物的百分比, 得到训练样本和测试样本。为了尽可能地减少大气对地形分类产生的影响, 本文对地形和大气进行了精校正。

2 方法介绍

前向多层网络反向传播神经网络算法是 1986 年 Rumelhart 和 McClelland 等人^[8]提出的, 简称 BP 算法。BP 算法可用一有向无环路图表示, 一般分为三层, 即输入层, 中间层和输出层, 输入层和中间层又称为隐含层。如图 1 所示, 网络中, 输入节点数等于模式的维数, 即特征个数, 输出节点数一般为类别数。BP 算法的基本思想是^[9]: 根据样本的希望输出与实际输出之间的平方误差, 利用梯度下降法, 从输出层开始, 逐层修正权系数, 每个修正周期分为两个阶段, 即前向传播阶段和反向传播阶段^[8]。

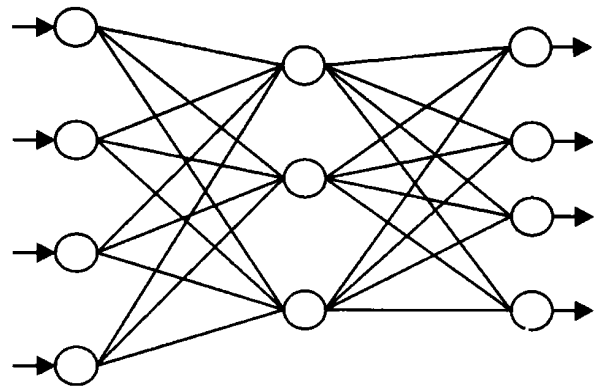


图 1 BP 网络基本模型

收稿日期: 2003 - 09 - 18 修订日期: 2004 - 03 - 05

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)

作者简介: 毛克彪 (1977. 8 ~), 男, 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。

前向算法主要是对各单元作如下计算：

$$net_j = \sum_i w_{ij} O_i \quad (1)$$

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

反向传播算法步骤如下：

- (1) 选定权系数初始值；
- (2) 重复下述过程直至收敛(对个样本依次计算)；
从前向后各层计算各单元 O_j

$$net_j = \sum_i w_{ij} O_i \quad (3)$$

$$O_j = 1 / (1 + e^{-net_j}) \quad (4)$$

对输出层计算 j

$$j = (y - O_j) O_j (1 - O_j) \quad (5)$$

从后向前计算各隐层 j

$$j = O_j (1 - O_j) \sum_k w_{jk} k \quad (6)$$

计算并保存各权值修正量

$$w_{ij}(t) = w_{ij}(t-1) + \eta j O_i \quad (7)$$

修正权值

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta w_{ij}(t) \quad (8)$$

上面式中 net_j 代表神经元, j 代表梯度, O_j 代表本层输出, w_{ij} 代表前层到本层的权值, w_{ij} 为权重修正量, 为步长, 为惯性系数。

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 BP 网络对混合像元进行分解。BP 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, 采用分层信息提取对整个影像进行水体提取; 然后依次对建设用地、裸地、植被进行提取, 得到剩余混合像元图像; 样本的选择是低分辨率的波段提取的纯净像元与用高分辨率的波段提取的纯净像元叠加在一起随机(即样本选择分布比较均匀)选择的, 最后对混合像元进行分解, 得到各混合像元中各地物的所占的百分比, 再与前面提取的纯净像元信息结果进行合并, 这样做的一个优点是避免网络对纯净像元进行误分, 提高了估算的精度。其具体实现过程的流程图如下:

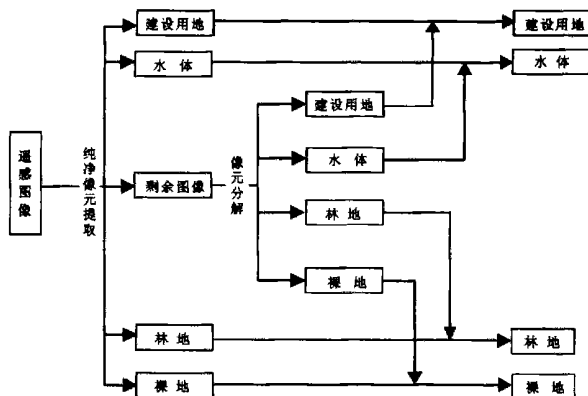


图2 像元分解示意图

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。

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^[10]。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^[11]。本文采用初级归一化研究区影像进行处理^[12], 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获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 复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:

$$DN_{ij} = DN_{ij} + DN_{ij} \times (\mu_k - X_{ij}) / \mu_k \quad (9)$$

式中, DN_{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^[11-13] 提出了一种简单而且有效的大气校正方法, 这种方法基于以下三个前提: 假定地表是兰伯特反射; 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。

基于上面三个前提, 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; 最后建立图像中六个波段地表反射率与地形校正后影像 DN 值对应关系。

本文从研究区中截取民乐县进行像元分类分析, 利用民乐县 2000 年的 1 50 000 土地利用图进行验证比较。

4 结果分析

通过统计该地区的四种主要土地类型的比例如表 1 所示。

表 1 土地利用统计表

土地利用类型	该类型面积百分比
水体(f1)	0.082
植被(f2)	0.271
土壤(f3)	0.525
建筑物(f4)	0.122

用遥感软件对影像进行非监督分类,总共 12 类,然后根据土地利用图将土地类型归并成四类,如表 2 所示。

表 2 非监督分类地物类型统计表

土地利用类型	该类型土地百分比	分类错误率
水体(f1)	0.098	0.195
植被(f2)	0.391	0.406
土壤(f3)	0.315	- 0.4
建筑物(f4)	0.196	0.606
分类精度	0.598	

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 3,可以看出,提取的专题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。

表 3 纯净像元信息提取统计表

土地利用类型	该土地类型的百分比
水体(f1)	0.052
植被(f2)	0.201
土壤(f3)	0.225
建筑物(f4)	0.102
未分类	0.420

使用神经网络模型,对混合像元进行分解,用 1~5 和 7 这六个波段作为输入层,输出层为 4 个结点,分别表示 4 类。样本是从整景影像中随机选取,如表 4,在对样本训练和测试时,将数据归一化到[0,1],这样网络收敛速度加快,本文对网络进行了测试,当学习率和动量系数结点数分别为 0.25、0.7 和 8 时,网络的性能最好。

表 4 样本

训练样本	209
测试样本	126

BP 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 5。

表 5 混合像元分解统计结果

水体(f1)	0.042
植被(f2)	0.17
土壤(f3)	0.144
建筑物(f4)	0.084
总分类精度(表 3 + 表 4)	0.666

将表 2 的纯净像元信息和混合像元分解表 5 结果与非监督分类结果表 3 和土地利用统计表 1 相比较。用像元分解模型分解的结果比非监督分类的结果更加接近土地利用图的统计表,其分类精度提高了 0.07。

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可以看出,从影像数据判断,建设用地增多,裸地减少,这跟民乐县的最近两年的城镇建设有关,所以这两类在像元分解或者非监督分类与土地利用图的结果之间的比较会存在比较大的差异是可以理解的。另外其他类型的地物,邻近像元的影响,所以基于改进的像元分解模型分类精度不是太高,但仍可以接受。总的来说,利用改进的像元分解模型比非监督分类的精度要高很多。

5 结论

像元分解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,在实际应用中,难度比较大。本文通过对单景影像巧妙取样,利用改进的 BP 神经网络像元分解模型在对民乐县的主要地物类型做分类,为了保证分类的精度,本研究对地形和大气作了精校正。对混合像元做了进一步的分解,使地物类型的估计到达亚像元级。通过和土地利用图作比较,发现利用改进的 BP 神经网络模型分类的精度得到了很大的提高。将像元分解提到对遥感图像的数据挖掘的层次去研究,可能更有意义。

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等。

参考文献

- Gong P, Zhang A. Noise Effect on Linear Spectral Unmixing[J]. Geographic Information Sciences, 1999 (5): 52~57.
- 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.
- 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.
- Zhu shu long. The Classification of Remote Sensing Images with Pixels[J]. journal of institute of surveying and mapping (in Chinese). 1995, 12(4): 276~278.
- Wang xi - peng, Zhang yang - zhen. The Study on Decomposing AVHRR Mixed Pixels by Means of Neural Network Model[J]. Journal of Remote Sensing (in Chinese), 1998, 2(1): 51~56.
- Yang zhong - en, Luo jiang - cheng, etc. Studies of Applying Fuzzy Mathematics to Make Water Area of Mixed Pixel[J]. 气象学报, 1995(4): 46~49.
- Pu R., B Xu, P Gong. Oakwood Crown Closure Estimation by Unmixing Landsat TM data [J]. International Journal of Remote Sensing (accept-

- ed).
- 8 边肇祺,张学工. 模式识别[M]. 清华大学出版社, 1999: 259 ~ 261.
 - 9 许东,吴铮. 基于 MATLAB6. X 的系统分析与设计[A]. 见:神经网络[M]. 西安电子科技大学出版社, 2002: 28 ~ 35.
 - 10 Yasushi Mitsuta. Sino - Japanese joint research project HEIFI: General view and results[J]. Journal of Natural Disaster Science, 2000, 22 (1): 45 ~ 51.
 - 11 Zhang W C, Yamaguchi Y, Ogaw 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.
 - 12 Civico D L. Topographic normalization of Landsat Thematic Mapper digital imagery[J]. PE & RS, 1989, 55(9) : 1303 ~ 1309.
 - 13 Glabert 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.

The Research of Unmixing Landsat ETM Data Based on BP ANN

MAO Ke-biao , QIN Zhi-hao , ZHANG Wan-chang

(The Key Laboratory of Remote Sensing and Digital Agriculture, China Ministry and the Agriculture Remote Sensing Laboratory, Institute of Natural Resources and Regional Planning, Beijing 100081; International Institute for Earth System, Nanjing University, Nanjing 210093, China)

Abstract : Unmixing pixel is always an important research aspect of remote sensing. In this paper, artificial neural network (ANN) algorithm is used, and the percent of the different landuse is estimated from Landsat ETM image in Heihe, Ganshu. ETM were orthorectified using a digital photogrammetric software package with ground control points collected by differential GPS. The topographical and atmosphere corrections are made and landuse types (water (f1), vegetation (f2), and soil (f3), building (f4)) are offered from landuse map. The samples for training and testing ANN algorithms are got from the endmembers supervised classification of ETM date with different matrix combination. The training and test samples are randomly selected from the ETM image. Then the thematic information are extracted from the image and the rest unclassified pixels unmixed. Experimental results indicated that unmix pixel by improved ANN has performed better than the unsupervised classification, comparing with the landuse statistics.

Key words : BP ANN; mixpixel; endmember; data mining

印度将月球探测任务提前到 2007 年

印度空间研究组织 (ISRO) 主席戈普兰·马德哈万表示, 印度的月球探测计划目前进展迅速, 因此印度空间研究组织将把首次发射日期从 2008 年提前到 2007 年。印度的首个月球探测器采用环月飞行器的形式, 计划投资 1 亿美元。这个环月飞行器名为 Chandrayaan - 1, 主要任务之一是寻找月球上蕴藏的氦-3。

新任命的 Chandrayaan - 1 项目负责人安纳度莱博士表示, 新发射日期的确定并不是没有根据的。安纳度莱博士先前负责 Insat 卫星项目, 他表示, Chandrayaan - 1 将采用印度研制的 Metsat 气象卫星平台。Metsat 已经于 2002 年 9 月发射, 至今工作良好。

Chandrayaan - 1 的设计将在 2004 年 3 月底前完成, 实验型有效载荷将在 2004 年内完成, 印度还打算在 Chandrayaan - 1 上为国际合作者提供 10kg 的有效载荷容量。据 ISRO 的行星地质学家 J. N. Goswami 称, ISRO 一直在向全世

界征集月球探测的目标, 截止日期是 2004 年 3 月 24 日, 到 2004 年 2 月底, 已经收到来自欧洲空间局、以色列和美国的 8 个目标。此外, ISRO 还将自行选择一些探测目标。Chandrayaan - 1 设计寿命两年, 它将获取高分辨率的月球表面地质学、地形学和矿物学地图。如果与其他空间探测器相结合, Chandrayaan - 1 能够实现对月球进行 5 年不间断的观测。

Chandrayaan - 1 将用印度自行研制的 PSLv 火箭发射到地球同步转移轨道。然后用星上推进系统进行两次机动, 将远地点升高到 38600km, 使 Chandrayaan - 1 进入月球轨道转移点。随后星上推进系统再次点火, 将 Chandrayaan - 1 送入高 1 000km 的月球捕获轨道, 最后将环月轨道高度降低到 100km, 整个过程耗时 5 天。

俞盈帆编译