

文章编号:1001-9014(2005)06-0427-06

地理信息系统支持下 Spot/vegetation NDVI 影像的大尺度神经网络分类

巴雅尔^{1,2}, 敖登高娃², 沈彦俊³, 朱林⁴, Ryutaro Tateishi⁴, 王一谋¹

(1. 中国科学院寒区旱区环境与工程研究所 遥感与地理信息系统实验室, 甘肃 兰州 730000;

2. 内蒙古师范大学 地理科学学院, 内蒙古 呼和浩特 010022;

3. Institute of Industrial Science, the University of Tokyo, 153-8505 Tokyo, Japan;

4. Center for Environmental Remote Sensing, Chiba University, 263-8522 Chiba, Japan)

摘要:以内蒙古地区 Spot/vegetation 归一化植被指数(NDVI)影像为基本信息源,综合应用地理信息系统(GIS)技术进行了大尺度神经网络分类实验研究.建立多年份高分辨影像数据库,通过 GIS 软件集成与遥感影像目视解译方法,在全区范围选取了“纯净”样本数据,并辅助应用 DTM 数据和影像化多年气象观测数据,完成土地覆盖类型的 BP 神经网络分类.结果表明,GIS 技术支持下,大面积区域尺度上 spot/vegetation NDVI 影像的 BP 神经网络分类可达到较高的分类精度.

关键词:地理信息系统;spot/vegetation NDVI;神经网络;遥感影像分类

中图分类号:TP79 **文献标识码:**A

SPOT/VEGETATION NDVI IMAGE'S LARGE SCALE NEURAL NETWORKS CLASSIFICATION SUPPORTED BY GIS

Bayaer^{1,2}, Aodenggaowa², SHEN Yan-Jun³, ZHU Lin⁴, Ryutaro Tateishi⁴, WANG Yi-Mou¹

(1. Remote Sensing & GIS Lab., Cold and Arid Regions Environmental and Engineering Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Lanzhou 730000, China;

2. College of Geographical Science, Inner Mongolia Normal University, Huhhot 010022, China;

3. Institute of Industrial Science, the University of Tokyo, 153-8505 Tokyo, Japan;

4. Center for Environmental Remote Sensing, Chiba University, 263-8522 Chiba, Japan)

Abstract: An experiment research of large scale neural networks classification was carried out by applying GIS technique synthetically, which took the Spot/vegetation NDVI image in Inner Mongolia as basic information source. A high-resolution image database of many years time series was build by integrating GIS software with remote sensing visual interpretation and selecting “pure” sample data in the range of the whole municipality. Land cover's BP artificial neural networks classification of the area was accomplished by combining DTM data and grid climate data with the database. It turns out that with the support of GIS technique, BP artificial neural networks classification of spot/vegetation NDVI image at large scale can reach a higher classification precision.

Key words: GIS; spot/vegetation NDVI; artificial neural networks; remote sensing image classification

引言

大多数遥感影像的分类与精度验证一直以来在小面积区域范围内进行实验研究,虽然不同程度上

提高了其识别精度^[1],然而往往很难在大面积区域范围内推广应用,从而限制了遥感数据的信息挖掘水平与应用价值的真正提高.特别是,随着全球变化研究的深入^[2,3],目前在土地利用/覆盖变化研究领

收稿日期:2004-11-23,修回日期:2005-05-27

Received date: 2004-11-23, revised date: 2005-05-27

基金项目:中国科学院知识创新工程重大项目(KZCX-Y-02-01-04);国家留学基金资助项目(20815038);日本千叶大学国际合作项目;内蒙古自治区高校重大研究项目(NJ03046)

作者简介:巴雅尔(1968-),男,蒙古族,内蒙古库伦旗人,博士,主要从事遥感影像处理与模式识别、GIS 地学应用与开发等研究.

域迫切需要大面积区域尺度和全球尺度遥感影像的分类与信息提取,并提高其分类精度^[4-6].

遥感影像分类中融入地理信息系统 GIS 数据,使遥感波谱数据和非遥感地学数据共同参与影像分类而能够有效提高分类精度.除此之外,可利用 GIS 数据来辅助选择训练区样本,亦可利用 GIS 数据对遥感影像进行分层和对分类结果作逻辑操作,从而改善分类精度^[7].但是,多源空间数据在提供有效信息的同时,由于数据维数的增加,会带来噪音及数据冗余,在量纲、单位、数据类型及数据结构方面的不兼容,以及传统分类方法对数据条件的假设和限制,使多源空间数据的分类精度受到影响^[8].人工神经网络分类方法的兴起为上述问题的解决提供了可能,它是一种模拟人脑思维的并行信息处理系统,自上世纪 80 年代以来,已经取得了突破性进展^[9-11],并开始应用于遥感影像的分类而逐渐发展成为神经网络遥感影像分类方法^[12,13].

本文以 spot/vegetation 归一化植被指数 (NDVI) 影像为基本信息源,通过 GIS 方法实现多源地学数据的引入和“纯净”样本数据的获取,并集成 BP 人工神经网络算法^[14-16]与 GIS 方法,在内蒙古全区范围内进行了 spot/vegetation NDVI 影像大尺度土地覆盖类型神经网络分类实验研究.

1 基于 GIS 的地学数据处理

1.1 数字地形模型 (DTM) 的建立

应用美国地质调查局 (USGS) EROS 数据中心提供的 30" (约 1km) 空间分辨率的数字高程模型 (DEM) 数据,在 GIS 软件支持下,派生数字坡度模型和数字坡向模型,建立了中央经线为 105°E、双标

准纬线分别为 25°N 和 47°N、1km 空间分辨率的等积割圆锥投影内蒙古 DTM (图 1):首先,选取完整覆盖内蒙古地区的若干个 DEM 数据文件,通过数据合并、剪切、投影转换与政区矢量叠加等处理步骤建立 8bit DEM (图 1(a));其次应用内蒙古 DEM 数据可生成数字坡度模型和数字坡向模型.为了避免信息损失并保证边界像元坡度值的正确性,须使用 16bit 格式、未经边界矢量叠加的 DEM 数据,生成坡度和坡向影像后经过边界矢量叠加、坡度分级和坡向综合以及相应处理后即可得到内蒙古数字坡度模型 (图 1(b)) 和数字坡向模型 (图 1(c)).

1.2 气象观测数据的影像化处理

土地覆盖状况与气温、降水高度相关,运用 GIS 的方法对内蒙古地区 114 个气象观测站点 (图 2(a)) 长达 20 年 (1981~2000) 的年平均气温和年降水量的多年平均值进行站点统计数据影像化处理,使其与遥感信息匹配复合.首先,对原始数据进行整理,计算出每个站点的年平均气温和年降水量的多年平均值;其次,依照事先预定的空间数据库基本参数,构造 GIS 矢量格式的站点文件,并把每个站点年平均气温和年降水量多年平均值作为点实体属性数据项加入其中;再次,按照预定的空间分辨率,分别对站点文件的气温和降水属性值进行空间内插,生成 GIS 栅格文件;最后经相应变换处理获得与遥感影像严格匹配的年平均气温 (图 2(b)) 和年降水量多年平均值影像 (图 2(c)).

2 获取样本数据集

遥感影像小尺度监督分类中可应用实地调查或利用地图资料等方法获取样本数据,但是,在大尺度

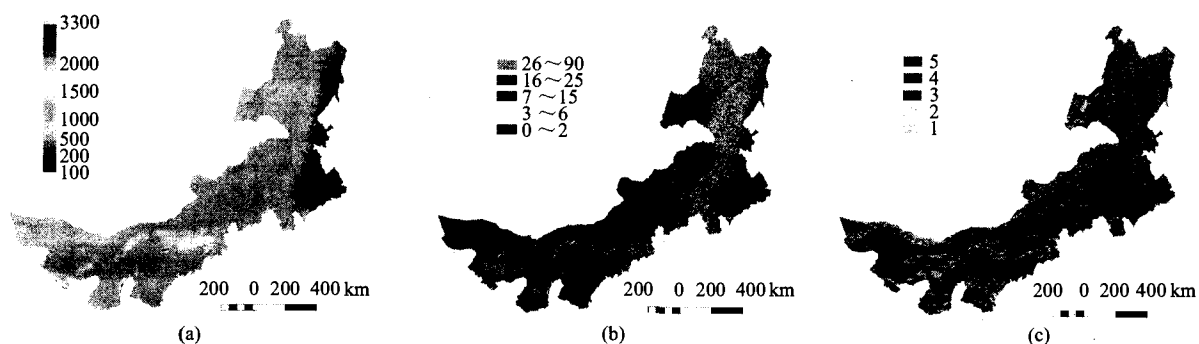


图 1 内蒙古数字地形模型 (a) 内蒙古数字高程模型 (m) (b) 内蒙古数字坡度模型 (°) (c) 内蒙古数字坡向模型 (1: 平缓坡; 2: 阳坡; 3: 半阳坡; 4: 半阴坡; 5: 阴坡)

Fig. 1 Inner Mongolia digital terrain models (a) Inner Mongolia digital elevation models (m) (b) Inner Mongolia digital slope models (°) (c) Inner Mongolia digital aspect models (1: gradual slopes; 2: sunny slopes; 3: half sunny slopes; 4: half shady slopes; 5: shady slopes)

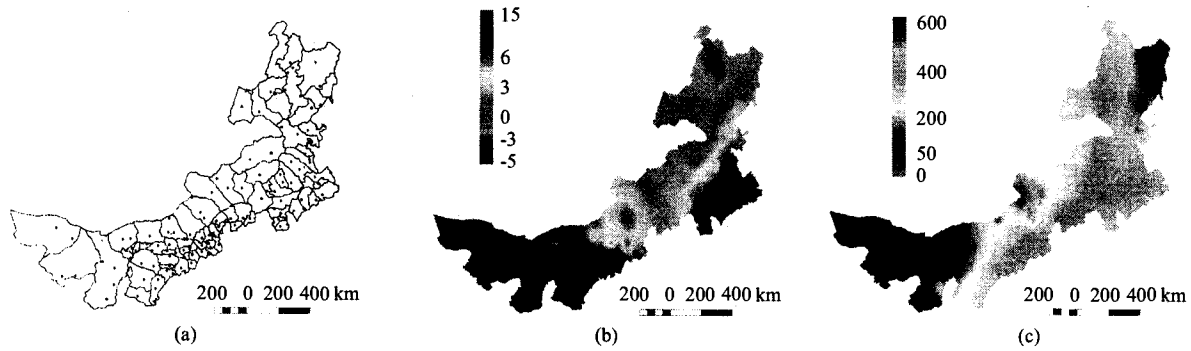


图2 内蒙古气象站点分布及其观测数据的影像化处理 (a) 内蒙古 114 个气象站点分布图 (b) 内蒙古 1981 ~ 2000 年平均气温影像(°C) (c) 内蒙古 1981 ~ 2000 年平均降水量影像(mm)

Fig.2 The image disposal of Inner Mongolia weather stations distributing and observation data (a) the distributing picture of weather stations in Inner Mongolia (b) the average temperature image of the year 1981 ~ 2000 in Inner Mongolia (°C) (c) the average rainfall image of the year 1981 ~ 2000 in Inner Mongolia (mm)

分类中很难应用上述方法来有效地选取“纯净”样本数据. 本文的研究中, 根据大尺度影像分类的特点与要求, 建立了覆盖内蒙古全区的高分辨率影像数据库, 并在 GIS 集成环境支持下通过人机交互判读方法在全区范围内较为均匀地选取了可信度较高的样本数据.

2.1 高空间分辨率影像数据库的构筑

针对 1km 空间分辨率的基本信息源, 建立了以 30m 空间分辨率的 Landsat/TM 影像为主的高空间分辨率影像数据库, 包括覆盖全区的假彩色合成影像 (1990 ± 3, NASA; 1995/1996, 2000; LREIS, CAS), 其中与分类影像相同年份的 2000 年 Landsat/TM 影像是主要信息源, 其余则是辅助信息源.

2.2 人机交互判读 GIS 系统集成

应用 GIS 技术与人机交互判读方法, 在高分辨率影像数据基础上, 可获得可靠的样本数据. 针对以数字遥感影像为背景, 通过人机交互方式提取目标信息的工作要求, 应用 ARC/INFO 的 AML 语言编写了具有数据导入、影像操作、图层操作、图层编辑与建立拓扑关系等功能的 GIS 应用程序集, 从而建立了矢量 GIS 集成环境. 该系统具备方便而稳定的图形图像导入与操作、遥感影像屏幕解译、检测和修改屏幕数字化错误以及各类拓扑错误等功能.

3 遥感影像的人工神经网络分类

BP 人工神经网络分类中输入层结点数等于参与分类数据的特征空间维数, 每个输入结点表示特征向量的分量数据. 对原始 NDVI 数据 (VGT-S, SPOT) 进行数据提取、月合成与主成分变换等优化处理以及相应变换处理, 最终得到 12 个通道的主成

分影像数据, 以备输入神经网络分类器. GIS 数据可通过结构化形式参与分类, 相当于增加了输入向量的维数. 输出层的结点数等于分类数目, 每一个输出结点代表一个类型, 共有 15 个土地覆盖类型 (表 1). 在输入层与输出层之间加入隐含层, 有利于解决复杂的“同物异谱, 异物同谱”问题, 在前人研究成果的基础^[7,14-16]上经过反复试验, 采用了包含 2 个隐含层而拓扑结构为 M-3M-3N-N 的 4 层神经网络. 其中, M 和 N 分别是输入向量和输出向量的维数, 且 $M = 16$ 、 $N = 15$, 因此神经网络结构为 16-48-45-15. 经过反复调试, 学习速率为 0.05、动量因子为 0.9 时网络训练结果较好.

步骤 1 输入样本数据, 即对网络提供样本输入向量和期望输出值.

步骤 2 样本数据和期望输出值的预处理. 对

表 1 土地覆盖分类系统

Table 1 Classification system of landcover

编码	土地覆盖类型
1	裸岩
2	裸土
3	戈壁
4	沙漠/沙地
5	盐碱地
6	针叶林
7	落叶阔叶林
8	灌丛
9	高覆盖度草地
10	中覆盖度草地
11	低覆盖度草地
12	沼泽
13	河流/湖泊
14	耕地
15	聚落/工业区

样本值进行归一化处理,从 0~255 变换为 0~1;对期望输出值进行变换后表达为由 0.1 和 0.9 构成的矩阵.

步骤 3 对网络相邻两层结点之间的连接权值和隐含层、输出层结点的阈值赋予初值.

步骤 4 计算各层输出值. 每层的前向输入输出可表示为

$$I_j^k = \sum W_{ij} O_i^{k-1} + \mu_j^k, \quad (1)$$

$$O_j^k = f(I_j^k), f(X) = \frac{1}{(1 + e^{-x})}. \quad (2)$$

其中 I_j^k 表示第 k 层第 j 个结点的总输入, O_i^{k-1} 表示 $(k-1)$ 层第 i 个结点的输出, W_{ij} 表示第 $(k-1)$ 层第 i 个结点与第 k 层第 j 个结点的连接权值, μ_j^k 表示第 k 层第 j 个结点的阈值, O_j^k 表示第 k 层第 j 个结点的输出, $f(X)$ 为激励函数.

步骤 5 计算误差. 每一个学习样本在 M 个输入层神经元上有 M 个输入 $X_i (i=1, 2, \dots, M)$, 在 N 个输出层神经元上相应实际输出和期望输出值为 Y_k 和 $T_k (k=1, 2, \dots, N)$, 对 P 个学习样本, 网络实际输出与期望输出之间的均方差为

$$E = \frac{1}{2P} \sum_{l=1}^P (Y_k(l) - T_k(l))^2. \quad (3)$$

步骤 6 修正连接权值. 一般计算公式为

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \eta d_j^k O_i^{k-1}. \quad (4)$$

其中, $W_{ij}(t+1)$ 和 $W_{ij}(t)$ 表示两次不同时间点网络神经元连接权值; η 为大于零的增益, 一般取值 0.2~0.6 之间; d_j^k 为节点 j 的学习误差. 每训练完一次, 按公式(3)计算其均方差, 只要 $E > \lambda$ (允许误差), 朝着误差减小的方向调整连接权值, 直到满足要求为止.

4 结果与分析

经样本数据集、输入特征向量、网络拓扑结构与网络参数的多次变换与组合调试以及相应的精度评价得到内蒙古地区 2000 年 spot/vegetation NDVI 影像土地覆盖分类结果(图 3).

分类结果的精度验证采用了基于 GIS 数据的定性、定位、定量相结合的方法. 对目视解译内蒙古地区 2000 年 Landsat/TM 影像而获取的土地利用/覆盖矢量数据层(LREIS, CAS), 进行 GIS 矢量格式到栅格格式转换以及栅格到通用影像格式转换等步骤, 把它转换为能够与分类结果严格匹配的具有相同空间数据库基本参数的影像文件, 在遥感影像处理系统与 GIS 支持下, 以 $1^\circ \times 1^\circ$ 的格网为评价单

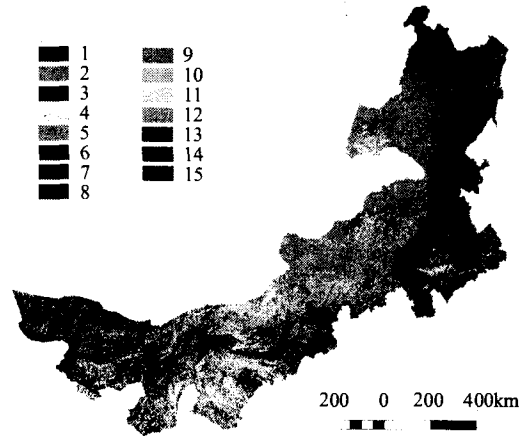


图 3 spot/vegetation NDVI 影像土地覆盖分类结果
Fig. 3 spot/vegetation NDVI image landcover classification result

元、 $10' \times 10'$ 的格网为辅助面积估算单元, 逐单元进行精度评价. 对于单项分类结果按正确区域(分类结果与评价标准一致)、误分区域(把其它地类判别为该地类)和遗漏区域(未检测到该地类, 即判别为其它地类的区域)三个方面逐类逐单元进行评价验证, 并按事先确定好的评价等级标准(表 2)确定其单项分类结果的评价等级. 由于各类别所占面积比例不一样, 在计算总体评价得分时不能简单计算各类别评价得分的平均值, 因此以各类别所占真实面积比例为类别的权重值, 通过如下公式计算其总体评价得分

$$\alpha = \sum X_i Y_i. \quad (5)$$

其中 α 表示总体评价得分, X_i 为第 i 个类别的评价得分, Y_i 为第 i 个类别的权重值. 权重值是各类别所

表 2 土地覆盖分类精度评价标准

Table 2 The estimate standard of landcover classification precision

评价等级	得分	评价标准
很好	5	分类结果与评价依据的面积总量非常接近, 正确区域占该地类真实总面积的 90% 以上, 而且定性、定位准确率高.
好	4	分类结果与评价依据的面积总量相当, 正确区域占该地类真实总面积的 80%~90%.
中	3	分类结果与评价依据的面积总量差别不大, 正确区域占该地类真实总面积的 60%~80%.
差	2	分类结果与评价依据的面积总量有一定差别或较大的差别, 但分类结果与评价标准有一定空间相关性.
很差	1	分类结果与评价依据之间的空间相关性很差.

表3 土地覆盖分类精度评价结果

Table 3 The estimated result of land cover classification precision

类别	评价等级	得分	真实面积(m ²)	类别权重	对总得分贡献
1	很好	5	46001054867.8809	0.0404	0.2022
2	差	2	4437569913.3203	0.0039	0.0078
3	好	4	70296767003.8135	0.0618	0.2472
4	很好	5	143801426821.2090	0.1264	0.6322
5	好	4	24449889142.9980	0.0215	0.0860
6	很好	5	85752616234.4250	0.0754	0.3770
7	很好	5	57168410822.9500	0.0503	0.2513
8	好	4	20849964173.5313	0.0183	0.0733
9	很好	5	237342261308.9512	0.2087	1.0435
10	中	3	186296452650.9854	0.1638	0.4914
11	好	4	106329235381.2744	0.0935	0.3740
12	差	2	21083715002.0391	0.0185	0.0371
13	很好	5	9378089345.4023	0.0082	0.0412
14	很好	5	113570209185.4434	0.0999	0.4993
15	很差	1	10512277071.2754	0.0092	0.0092
Σ					4.3727

占真实面积比例,计算中未采用栅格化影像的像元统计数据而直接采用矢量数据层的面积统计数据,并进行了相应的类别合并与分解,使之与模式识别分类系统吻合。经过计算得到总体评价得分为4.3727(表3),精度介于好与很好,能满足1km尺度土地利用/覆盖变化动态研究所要求的精度标准。

5 结论

通过本文的研究,我们综合应用现代遥感与GIS技术,集成神经网络算法与GIS方法,结合遥感数据与多源GIS数据,高时间分辨率遥感与高空间分辨率遥感,栅格GIS与矢量GIS方法,在覆盖内蒙古全区的大面积区域尺度上实现了spot/vegetation NDVI影像的BP神经网络土地覆盖分类。结果表明,GIS技术支持下,大面积区域尺度上spot/vegetation NDVI影像的BP神经网络分类可达到较高的分类精度。

REFERENCES

- [1] ZHANG You-Shui, FENG Xue-Zhi, RUAN Ren-Zong, et al. Application of Kohonen network in RS image classification [J]. *Journal of Remote Sensing* (张友水,冯学智,阮仁宗,等. Kohonen神经网络在遥感影像分类中的应用研究. *遥感学报*), 2004, **8**(2): 178—184.
- [2] AN Zhi-Sheng, FU Cong-Bin. The progress in global change science [J]. *Advance in Earth Science* (安芷生,符淙斌. 全球变化科学的进展. *地球科学进展*), 2001, **16**(5): 671—680.
- [3] CHEN Yi-Yu, CHEN Pan-Qin, GE Quan-Sheng, et al. Global change research: progress and prospect [J]. *Earth Science Frontiers* (陈宜渝,陈泮勤,葛全胜,等. 全球变化研究进展与展望. *地球科学进展*), 2002, **9**(1): 11—18.
- [4] LI Xiao-Bing, CHEN Yun-Hao, YU Feng. Global and regional cover mapping from remote sensing data: status quo, strategies and trends [J]. *Advance in Earth Science* (李晓兵,陈云浩,喻锋. 基于遥感数据的全球及区域土地覆盖制图——现状、战略和趋势. *地球科学进展*), 2004, **19**(2): 71—80.
- [5] Loveland T R, Reed B C, Brown J F, et al. Development of a global land cover characteristics database and IGBP DISCover from 1km AVHRR data [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2000, **21**(6&7): 1303—1330.
- [6] Braswell B H, Hagen S C, Frolking S E, et al. Multivariable approach for mapping sub-pixel land cover distributions using MISR and MODIS: Application in the Brazilian Amazon Region [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2003, **87**(2&3): 243—256.
- [7] ZHOU Cheng-Hu, LUO Jian-Cheng, YANG Xiao-Mei, et al. *Geo-understanding and Analysis for Remote Sensing Image* [M]. Beijing: Science Press (周成虎,骆剑承,杨晓梅,等. *遥感影像地学理解与分析*. 北京:科学出版社), 1999, 132—239.
- [8] WANG Ye-Qiao. Artificial neural network models in remote sensing and multisource geographic data classification [J]. *Scientia Geographica Sinica* (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—122.
- [9] WANG Hai-Long, QI Fei-Hu. Learning algorithm based on the superposition of information [J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves* (王海龙,戚飞虎. 基于信息叠加的学习算法. *红外与毫米波学报*), 2000, **19**(3): 205—208.
- [10] LIN San-Hu, ZHU Hong, ZHAO Yi-Gong. Model for sea clutter based on neural network [J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves* (林三虎,朱红,赵亦工. 基于神经网络的海杂波模型. *红外与毫米波学报*), 2004, **23**(1): 55—58.
- [11] ZHAO Wen-Bo, HUANG De-Shuang. Radial basis probabilistic neural networks of genetic optimization of full structure [J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves* (赵温波,黄德双. 全结构遗传优化径向基概率神经网络. *红外与毫米波学报*), 2004, **23**(2): 113—118.
- [12] Sebastiano B, Fobio. Classification of multisensor remote sensing image by structure neural networks [J]. *IEEE Trans Geoscience and Remote Sensing*, 1995, **33**(3): 562—577.
- [13] Atkinson P M, Tatnall A R L. Neural networks in remote sensing [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1997, **18**(4): 699—709.
- [14] Heemann P D, Khazenie N. Classification of multispectral remote sensing data using a back propagation neural network [J]. *IEEE Trans Geoscience and Remote Sensing*, 1992, **30**(1): 81—88.
- [15] Paola J D, Schowengerdt R A. A review and analysis of backpropagation neural networks for classification of remotely-sensed multi-spectral imager [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1995, **16**(16): 3033—3058.
- [16] LI Zuo-Yong. Supervised classification of multispectral remote sensing image using B-P neural network [J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves* (李祚泳. 用B-P神经网络实现多波段遥感图像的 supervised 分类. *红外与毫米波学报*), 1998, **17**(2): 153—156.