

基于单时相 MODIS 数据的土地覆盖 三种分类方法对比研究

徐晓桃¹, 韩 涛², 颌耀文¹

(1. 兰州大学西部环境教育部重点实验室, 甘肃 兰州 730000; 2. 中国气象局兰州干旱气象研究所
甘肃省干旱气候变化与减灾重点实验室 中国气象局干旱气候变化与减灾重点开放实验室, 甘肃 兰州 730020)

摘 要: 以甘肃省为试验区, 基于单时相 MODIS 数据, 主要利用其可见光多波段光谱信息, 分别使用最大似然法、BP 神经网络算法以及基于 See 5.0 数据挖掘的决策树分类方法对土地覆盖进行了自动分类研究, 结果验证表明: 决策树分类性能最优, 总分类精度达到 82.13%, 神经网络算法次之, 总分类精度为 77.60%, 最大似然法最差, 总分类精度为 73.93%; 加入 boosting 技术的 See 5.0 数据挖掘决策树方法能够快速地进行决策树的建立且能很好地提高较难识别地物类型的分类精度。

关键词: MODIS; 最大似然法; BP 神经网络; 决策树; See 5.0; 土地覆盖分类
中图分类号: S127 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-7601(2008)03-0253-06

土地覆盖及其变化是全球环境变化过程中的重要因子, 也是全球变化和碳循环模拟、气候模拟等研究的重要内容^[1], 获取其现状和变化信息, 对于揭示地表空间变化规律, 探讨变化的驱动因子, 分析评价区域生态环境具有重要现实意义, 而土地覆盖自动分类算法能较人工目视解译更快速地进行土地覆盖制图。

在土地覆盖自动分类算法中, 最大似然法是比较经典的分类算法, 由于其算法简单、稳定, 许多研究都用到这种方法^[2~4]。但由于这种传统方法存在一定的局限性^[5], 人们发展了许多新的方法来提高分类精度。在过去的 15 年中, 人工神经网络已经被证明是遥感信息提取最有意义的进步之一, 许多研究者用人工神经网络分类器对遥感图像进行了分类研究^[6~10]。决策树, 由于它的非参数和树结构特征使其具有良好的稳健性和鲁棒性^[11], 已作为一种新兴的分类方法得到成功应用^[12~17]。决策树是被研究最多的数据挖掘方法之一, 目前有很多种算法^[18], 如 ID3、CART、CHAID、C 4.5、See 5.0 等。这些算法对如何快速、准确地进行决策树的建立进行着改进。

本文则尝试利用 MODIS 为探测陆地而设计的 7 个可见光波段(空间分辨率为 250 m 和 500 m), 使用最大似然法、BP 神经网络法以及基于数据挖掘工具 See 5.0 的决策树分类方法进行自动分类研

究, 试图对三种分类方法的优缺点进行对比分析。

1 研究区域概况

甘肃省地处青藏、蒙新、黄土 3 大高原交汇处。地貌大致可划分为六个类型区: 河西走廊高平原区、陇中黄土高原丘陵区、北山中山区、陇南中低山区、甘南高原区、祁连山高山区。甘肃大部分地区气候干燥, 大陆性气候特征典型; 植被带自南而北依次为: 南秦岭山地的常绿阔叶、落叶阔叶混交林地, 徽成盆地和北秦岭山地的落叶阔叶林带, 黄土高原南部的森林草原带, 中部的干草原带, 北部半干旱、干旱荒漠草原带, 河西走廊为干旱荒漠草原和荒漠带, 甘南高原以山地草原为主。陇南山地与甘南高原降雨充足, 林草覆盖度大, 向北、向西植被越来越稀疏^[19]。

2 数据源与工作流程图

本研究用于分类的主要数据源为研究区 2006 年夏季晴空 MODIS 影像一景。在精度评价中, 主要使用重采样为 500 m 分辨率的甘肃省 2000 年土地利用电子地图(由甘肃省国土资源规划研究院使用 30 m TM 数据制作而成)与分类结果图进行, 对于错分较为严重的区域使用甘肃省 2005 年的中巴地球资源卫星数据辅助识别, 判断是分类错误还是 2000~2005 年确实出现了变化, 若为变化区则以中

巴数据为准进行精度评价。所有图层统一采用 WGS_1984 地理坐标。

研究中采用全国 1:100 万土地利用数据库 (1995, 基于 TM 影像解译得到的全国 1:100 万比例尺的中国资源环境遥感数据库) 的土地利用分类体系。首先将 MODIS PDS 文件进行解包、地理定位、

定标, 然后利用 6S 模块进行大气校正得到各波段反射率值, 利用反射率值求取进一步的分类特征, 然后进行样本的选取, 选取得到好的样本后分别利用最大似然法, BP 人工神经网络法和基于 See5.0 的决策树分类方法进行分类研究, 最后对 3 种方法的分类结果进行了对比分析, 基本流程见图 1 所示。

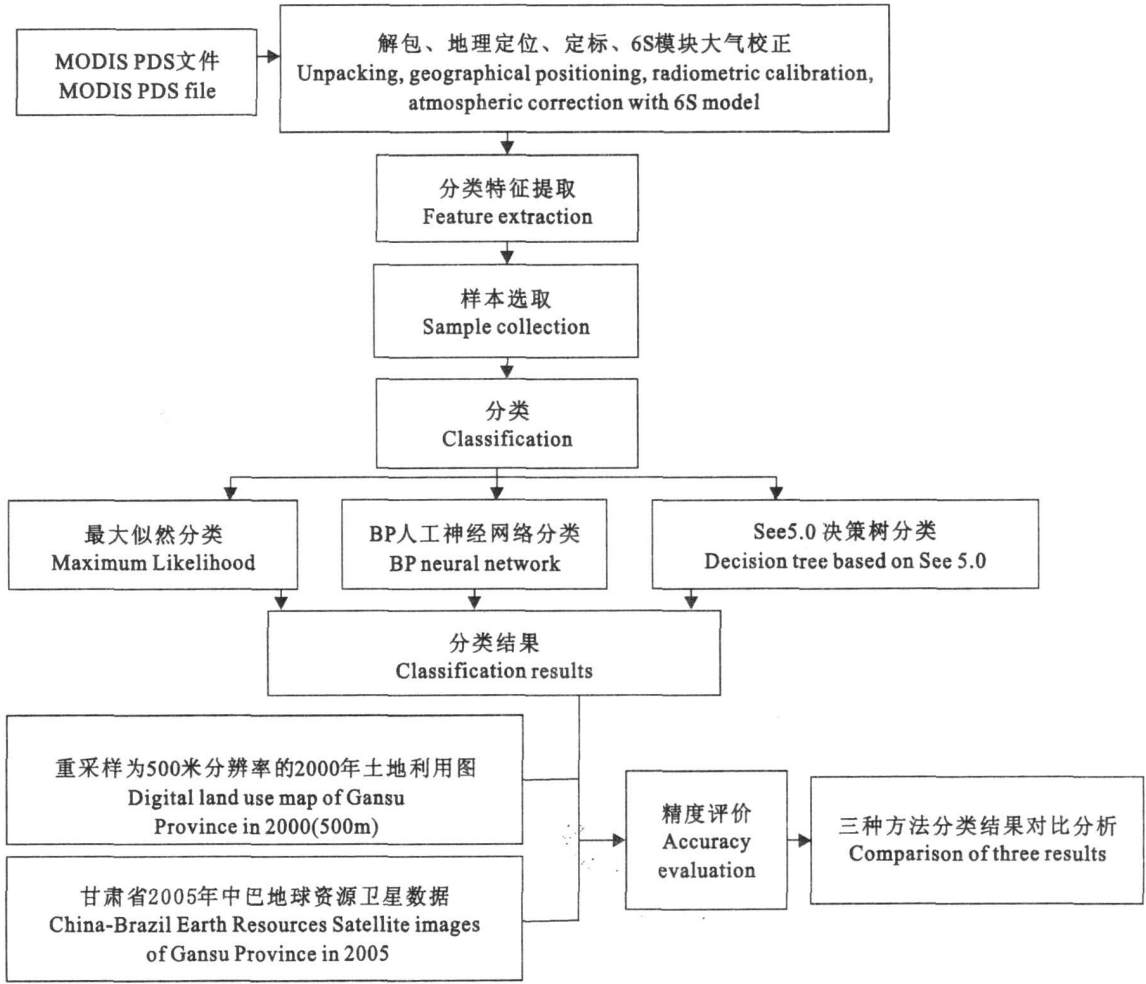


图 1 工作流程

Fig. 1 The flow of classification

3 分类特征的提取

在分类特征提取中, 选取了 MODIS 数据前 7 个波段反射率值 ρ_1 、 ρ_2 、 ρ_3 、 ρ_4 、 ρ_5 、 ρ_6 、 ρ_7 , 并求取了能够很好地反映植被的生长状况, 因而被广泛运用到土地覆盖分类/ 动态监测的制图的归一化植被指数 NDVI^[20], 能避免比值植被指数的饱和问题, 减少气溶胶和土壤背景影响的增强型植被指数 EVI^[21]、能反映土壤湿度状况的湿度指数^[22] ND-MI、对植被细胞内的液态水含量变化十分敏感, 而且还能克服 NDVI 易饱和问题以及具有几乎不受汽溶胶影响的水体指数^[20] NDWI, 所有图层分辨率

都为 500 m。

4 样本的选取

选取较好的样本是遥感影像监督分类的前提。由于甘肃省的地理位置在经纬度上跨度都较大, 气候差异明显, 相同的植被在不同的土壤背景下表现不同的光谱特征, 所以草地、耕地以及林地的样本选取分区进行。草地样本选取时, 陇南山地、陇中黄土高原丘陵、甘南高原、祁连山高山、河西走廊高平原、北山中山各为一区; 耕地样本选取时, 陇南中低山、陇中黄土高原、河西走廊各为一区; 林地样本选取时, 陇南中低山、陇中黄土高原丘陵、祁连山高山、北

山中山区各为一区,其他地物类型样本选择参考分类体系的亚级地类。

对于最大似然法,样本选取越全面越细越好,可以不在乎样本的冗余问题;人工神经网络与决策树分类对样本相当敏感,假如样本数太多,类别太细,对于神经网络将很难收敛,See 5.0 建立的决策树将会相当庞大,甚至会产生上千个冗余的分支,所以这两种算法的样本应有具有代表性且尽量避免冗余。本文中经过不断试验,最后用于神经网络和决策树分类的样本数共 10 520 个样本。选好样本后利用 ENVI4.2 中的样本提纯技术 n-Dimensional Visualizer 进行样本提纯,减少由于肉眼识别造成的误

差,提高样本精度。

5 分 类

5.1 最大似然法分类

最大似然法是遥感影像自动分类方法中最常用的监督分类方法之一^[23]。最大似然法分类结果精度评价中,选用 Stratified Random 方法产生 1 500 个随机样本,Minimum Points 选择 200 个(神经网络和基于 See5.0 的决策树分类的精度评价使用同样的方法),精度评价的混淆矩阵如表 1(表中各数字为样本数目,表 2,表 3 同)所示。

表 1 最大似然法分类的混淆矩阵
Table 1 Confusion matrix of maximum likelihood

项目 Item	耕地 Farmland	林地 Forest	草地 Grassland	水体 Water	荒地 Bare land	用户精度(%) User's accuracy
耕地 Farmland	187	18	82	1	19	60.91
林地 Forest	15	154	73	0	0	63.64
草地 Grassland	44	35	225	2	41	64.84
水体 Water	6	1	10	181	2	90.50
荒地 Bare land	3	0	38	1	362	89.60
生产者精度 Producer's accuracy (%)	73.33	74.04	52.57	97.84	85.38	—
总分类精度 Total Accuracy=73.93%				Kappa=0.6676		

由表 1、分类结果图以及甘肃省中巴地球资源卫星数据可知,荒地与人草地的混分主要集中在低覆盖度草地与荒地的交界区;荒地与人耕地的混分主要表现为未耕种的耕地误分为荒地;耕地与人草地的混分较为严重,主要集中在陇南中低山区和陇中黄土高原丘陵区较为破碎的耕地和草地区域;水体与人耕地的混分主要为水体附近的水田与人水体的误分,水体

与人草地的混分大部分也集中在水体附近的草地区。

5.2 BP 人工神经网络分类

反向传播(BP)算法^[24~25]是一种能修正误差的多层映射人工神经网络算法,也是目前应用最广的算法之一。在参数适当时,此算法能收敛到较小的均方差。BP 神经网络由多个网络层构成,层与层之间采用全互连接,同层神经元之间不存在相互连接。

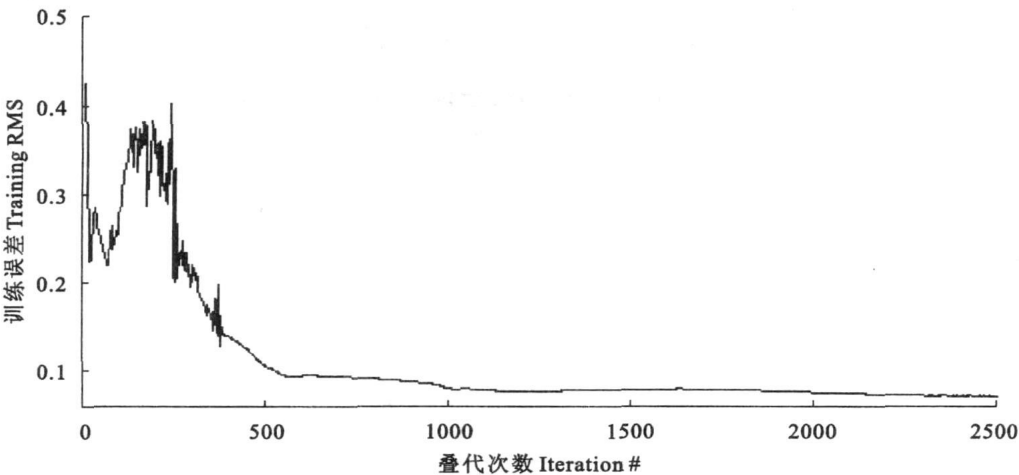


图 2 BP 神经网络训练过程中的误差函数

Fig.2 The training RMS of BP neural network

本文 BP 人工神经网络分类在 ENVI4.2 中实现。进行 BP 神经网络分类前,将原来较细的样本进行适当合并,使目标数减少以利于误差函数的收敛。BP 神经网络参数的设置如下:激活函数选择 Logistic 函数,激活阈值为 0.85、训练率为 0.2、训练势为

0.9、隐层数为 1。由图 2 可见,当迭代次数超过 1 000 次时,误差函数开始收敛于一个较小的数值(小于 0.05),并且不再震荡,表明网络训练成功。利用成功的 BP 网络进行分类,并对结果进行精度评价得混淆矩阵如表 2。

表 2 人工神经网络法分类的混淆矩阵
Table 2 Confusion matrix of BP neural network

项目 Item	耕地 Farmland	林地 Forest	草地 Grassland	水体 Water	荒地 Bare land	用户精度(%) User's accuracy
耕地 Farmland	204	13	62	1	25	66.89
林地 Forest	9	159	72	1	0	65.98
草地 Grassland	42	24	242	1	38	69.74
水体 Water	3	0	12	185	0	92.50
荒地 Bare land	1	0	32	0	374	91.89
生产者精度 Producer's accuracy (%)	78.76	81.12	57.62	98.40	85.58	—
总分类精度 Total Accuracy = 77.60%			Kappa = 0.7141			

人工神经网络分类结果较能体现细节信息,特别是细碎的地类得到了一定的改善,耕地与草地精度的提高主要集中在陇南中低山区和陇中黄土高原丘陵区的山区耕地与草地较为破碎的地区;水体与荒地的精度也得到一定提高。

5.3 基于 See 5.0 的决策树分类方法分类

See 5.0 的主要功能是数据挖掘(Data Mining),找出隐含在训练样本中模式类的特征,并基于训练样本自动建立决策树及决策规则^[17],因此,它与 ERDAS 9.1 以及 ENVI 4.2 提供的决策树分类器相比较,决策树的建立可以省去大量烦琐工作,改由 See 5.0 自动完成。在生成决策树的同时提供了分类特征的自动选取功能 Winnow,并且 See 5.0 中加入了 boosting 增强技术,能明显提高那些较难识别类别的分类准确率^[1]。boosting 方法^[26]的主要思想是给定一弱学习算法和一训练集 (x_1, y_1) ,

$(x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$,这里 x_i 为第 i 个训练样本的输入, y_i 为分类问题的类别标志。算法开始先给每一个训练样本赋以相等的权值 $1/n$,然后用该学习算法对训练集训练 T 轮,每次训练后,对训练失败的训练样本赋以较大的权值,也就是让学习算法在后续的学习中集中对比较难的训练样本进行学习,从而得到一个预测函数序列 $h_1, h_2, \dots, h_T$,其中 h_j 也有一定的权值,预测效果好的预测函数的权值较大,反之较小。最终的预测函数 H 采用有权值的投票方式对新样本进行判别。

将 ASC 码样本数据转为 See 5.0 要求的数据格式 data 的过程,由 Microsoft·NET Framework 2.0 编程实现,建立 names(对 data 数据的描述)文件后即可在 See 5.0 中建立决策树,建立好的决策树人工转移到 ENVI4.2 中进行分类,基于 See 5.0 的决策树分类法的混淆矩阵见表 3。

表 3 基于 See 5.0 的决策树分类法的混淆矩阵
Table 3 Confusion matrix of decision tree based on See 5.0

项目 Item	耕地 Farmland	林地 Forest	草地 Grassland	水体 Water	荒地 Bare land	用户精度(%) User's accuracy
耕地 Farmland	223	12	45	1	24	73.11
林地 Forest	9	177	54	1	0	73.44
草地 Grassland	26	16	269	1	35	77.52
水体 Water	3	0	9	187	1	93.50
荒地 Bare land	1	0	30	0	376	92.38
生产者精度 Producer's accuracy (%)	85.11	86.34	66.09	98.42	86.24	—
总分类精度 Total Accuracy = 82.13%			Kappa = 0.7721			

决策树的总分类精度达到 82.13%;三种分类方法的水体和荒地的分类精度都达到较好效果,都在 90%左右;最大似然法对于破碎地块较难识别,陇南山地、陇中黄土高原的耕地和草地混分较为严重,陇南山地、陇中黄土高原、祁连山地的林地和草地也有混分,主要为高覆盖草地与灌木林地的混分,精度分别为 60.91%、63.64%、64.84%,神经网络的精度有所提高,分别达到 66.89%、65.98%、69.74%,基于 See 5.0 的决策树分类精度分别为 73.11%、73.44%、77.52%。可见,See5.0 中加入的 boosting 技术,较难识别的草地、耕地与林地等的分类得到较好的精度,此结果与文献[1]所得结论一致。对 MODIS 数据而言,文中出现的草地与裸地之间的混分、草地与耕地之间的混分使用多时相的 MODIS 数据应能得到一定改善,文中未进行区分的常绿阔叶林和落叶阔叶林也应能得到区分。

6 结 论

- 1) 对单时相的 MODIS 数据分别用传统的最大似然法、神经网络法以及基于数据挖掘 See 5.0 建立的决策树进行了分类研究,结果表明基于 See 5.0 的决策树分类不仅分类精度最高,而且能快速地完成决策树的建立。
- 2) 对 MODIS 数据而言,草地与裸地之间的混分、草地与耕地之间的混分使用多时相的 MODIS 数据应能得到一定改善,常绿阔叶林和落叶阔叶林也应能得到区分。

参 考 文 献:

[1] 刘勇洪,牛 铮,王长耀.基 MODIS 数据的决策树分类方法研究与应用[J].遥感学报,2005,9(4):405—412.

[2] 陈敬柱,贺瑞霞,郭恒亮.最大似然法在植被信息识别提取中的应用[J].水文地质工程地质,2004,(2):94—96.

[3] 李庆亨,张连蓬,杨锋杰.高光谱遥感图像最大似然分类问题及解决方法[J].山东科技大学学报(自然科学版),2005,24(3):61—64.

[4] 李 全,王海燕,李 霖.基于最大似然分类算法的土地覆盖分类精度控制研究[J].国土资源科技管理,2005,22(4):42—45.

[5] Zhang YH, Zhao GX. Classification methods of land use/cover based on remote sensing technologies[J]. Journal of China Agricultural Resources and Regional Planning, 2002,23(3):21—25.

[6] Paola J D, Schowenger R A. A detailed comparison of back propagation neural network and maximum likelihood classifiers for urban land use classification[J]. IEEE Trans. on Geoscience and Remote sensing, 1995,33(4):981—996.

[7] C Y Ji. Land-use classification of remotely sensed data using ko-

hone self-organizing feature map neural networks[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2000, 66 (12): 1451—1460.

[8] 骆成凤,王长耀,刘永洪,等.利用 BP 算法进行新疆 MODIS 数据土地利用分类研究[J].干旱区地理,2005,28(2):258—262.

[9] 骆剑承,周成虎,杨 艳.人工神经网络遥感影像分类模型及其与知识集成方法研究[J].遥感学报,2001,5(2):122—129.

[10] 刘旭升,张晓丽.基于 BP 神经网络的森林植被遥感分类研究[J].林业资源管理,2005,(1):51—54.

[11] 宋鸾姣.模糊神经网络的鲁棒性和学习算法的研究[D].长沙:长沙理工大学,2006.

[12] Muchoney D, Borak J, Borak H C, et al. Application of the MODIS Global Supervised Classification to Vegetation and Land Cover Mapping of Central America[J]. IN T. J. Remote Sensing, 2000,21:1115—1381.

[13] Joy S M, Reich R M, Reynolds R T. A Non-parametric, Supervised Classification of Vegetation Types on the Kaibab National Forest using decision trees[J]. IN T. J. Remote Sensing, 2003,24:1835—1852.

[14] 邓劲松,王 珂,李 君,等.决策树方法从 SPOT—5 卫星影像中自动提取水体信息研究[J].浙江大学学报(农业与生命科学版),2005,31(2):171—174.

[15] 杜明义.决策树方法在土地荒漠化分类中的应用研究[J].测绘科学,2006,31(2):81—82.

[16] 张友静,高云霄,黄浩等.基于 SVM 决策支持树的城市植被类型遥感分类研究[J].遥感学报,2006,10(2):191—196.

[17] 李明诗,彭世揆,周 林,等.基于 ASTER 数据的决策树自动构建及分类研究[J].国土资源遥感,2006,(3):33—42.

[18] 田苗苗.数据挖掘之决策树方法概述[J].长春大学学报,2004,14(6):48—51.

[19] 甘肃省土地管理局.甘肃土地资源[M].兰州:甘肃科学技术出版社,2000.

[20] 卢 玲,李 新,董庆罕,等.SPOT4—VEGETATION 中国西北地区土地覆盖制图与验证[J].遥感学报,2003,7(3):214—220.

[21] 张陪松,武 伟,刘洪斌,等.基于 MODIS 影像对 NDVI 和 EVI 的分类研究[J].西南师范大学学报(自然科学版),2007,32(2):70—75.

[22] 刘勇洪,牛 铮.基于 MODIS 遥感数据的宏观土地覆盖特征分类方法与精度分析研究[J].遥感技术与应用,2004,19(4):217—224.

[23] 刘勇洪,牛 铮,徐永明,等.多种分类器在华北地区土地覆盖遥感分类中的性能评价[J].中国科学院研究生院学报,2005,22(6):724—732.

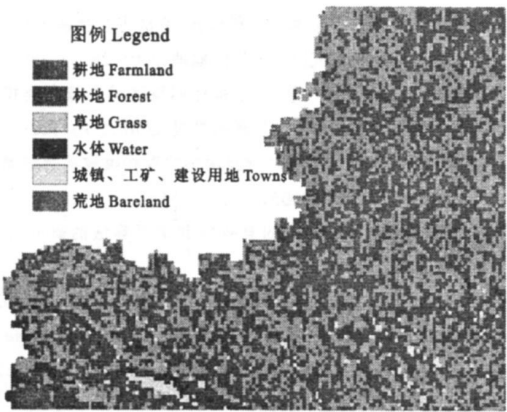
[24] 骆成凤,王长耀,刘永洪,等.利用 BP 算法进行新疆 MODIS 数据土地利用分类研究[J].干旱区地理,2005,28(2):258—262.

[25] 张友水,冯学智,阮仁宗.基于 GIS 的 BP 神经网络遥感影像分类研究[J].南京大学学报(自然科学),2003,39(6):806—813.

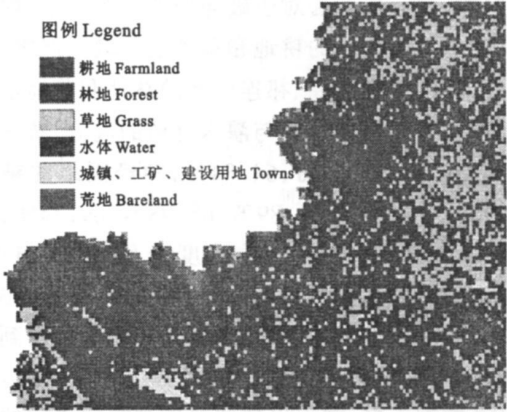
[26] 陈爱斌,夏利民,赵桂敏.基于 boosting 方法的人脸检测[J].计算机工程与应用,2004,(3):50—52.

附：各方法分类结果典型区域截图

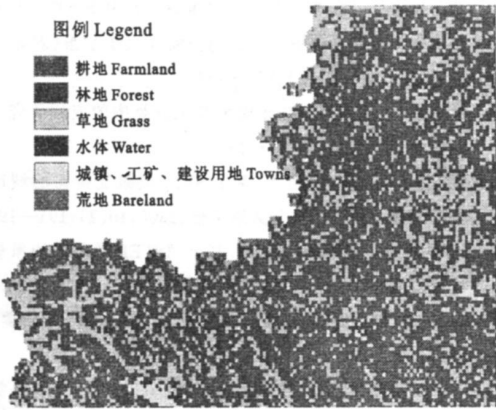
Appended Figs: Typical partial areas of the results of different classification methods



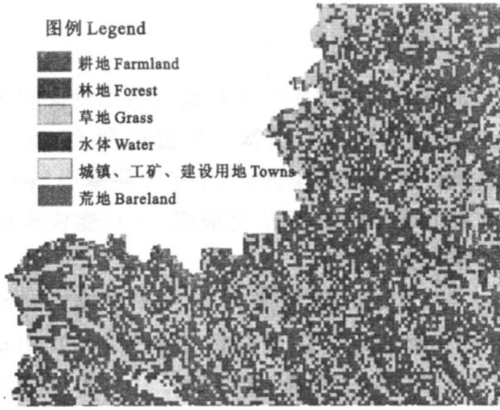
附图 1 2000 年土地利用图截图
Appended Fig.1 Land use of 2000



附图 2 最大似然法分类结果截图
Appended Fig.2 Result of maximum likelihood



附图 3 神经网络法分类结果截图
Appended Fig.3 Result of BP neural network



附图 4 基于 See 5.0 决策树分类结果截图
Appended Fig.4 Result of decision tree

Comparison of the land cover classification methods based on
single-temporal MODIS data

XU Xiao-tao¹, HAN Tao², XIE Yao-wen¹

(1. Key Laboratory of Western China's Environmental Systems (Ministry of Education), Lanzhou University, Lanzhou, Gansu 730000, China; 2. Institute of Arid Meteorology, CMA, Lanzhou, Key Laboratory of Arid Climatic Changing and Reducing Disaster of Gansu GOV and CMA, Lanzhou, Gansu 730020, China)

Abstract: Based on single-temporal MODIS data of Gansu Province, mainly using its visible spectra, three classifiers—the maximum likelihood, BP neural network and decision tree based on data mining software of See 5.0 are used for land cover classification research. The validated result shows that the decision tree algorithm has the best performance of extraction, with an overall accuracy of 82.13%, followed by the BP network algorithm, and the maximum likelihood classifier has the worst performance. Data mining software of See 5.0 with boosting technique can build decision tree quickly and improve the precision of miscible classes.

Keywords: MODIS; maximum likelihood classifier; BP neural network; decision tree classifier; See 5.0; land cover classification