

# 基于 ASTER 数据的决策树自动构建及分类研究

李明诗<sup>1</sup>, 彭世揆<sup>1</sup>, 周林<sup>2</sup>, 马以秀<sup>2</sup>

(1. 南京林业大学森林资源与环境学院, 南京 210037; 2. 江苏省建湖县林业站, 建湖 224700)

**摘要:**在对 ASTER 原始 9 个波段数据进行各种变换处理的基础上,采用数量化指标平均可分性方法确定参与分类的最佳特征组合;结合研究区 8 种主要地物类型训练数据集,分别采用最大似然法、BP 神经网络法和基于 See 5.0 数据挖掘的决策树分类法进行分类,提取主要地物的空间分布专题信息。经过 379 个野外样点的验证,结果表明:决策树算法分类性能最优,神经网络算法次之,最大似然法效果最差;与 ENVI 4.1、ERDAS 8.7 提供的传统决策树建立及分类方法比较,基于数据挖掘工具 See 5.0 和 Cart 的决策树生成和分类方法具有客观、高效率、分类性能可靠和精度高等优点。

**关键词:** ASTER; 杨树; 回归树; See 5.0; 分类

**中图分类号:** TP 75 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-070X(2006)03-0033-04

## 0 引言

杨树(Poplar)因其生长快、轮伐期短和易于定向培育等特点在苏北平原被广泛种植<sup>[1,2]</sup>,快速、准确地掌握杨树资源的数量、质量、分布及动态消长变化规律对于科学地发展江苏“杨树产业”具有重要的现实意义。用于获取上述信息的传统方式是大面积、高强度的地面人工调查,这种方式既耗时成本又高。而现代遥感技术的飞速发展(主要表现为高空间分辨率、高光谱分辨率和平台多样化)为实时、客观掌握资源数据提供了技术和操作的可能性。本文正是利用 ASTER 数据,在进行多种图像变换处理基础上,首先依据平均可分性计算方法确定参与分类的最优特征组合,然后分别进行最大似然分类、BP 神经网络分类和基于自动数据挖掘的决策树分类,并详细讨论了 3 种分类算法对研究区内杨树资源分类提取的性能。

## 1 研究区概况和数据源

研究区选定于江苏省盐城市建湖县。建湖县位于北纬 33°16'44" ~ 33°41'03"、东经 119°33'49" ~ 120°05'17"之间,总面积 115 400 hm<sup>2</sup>。全县地势平

坦,平均海拔 1.74 m。建湖县地处北亚热带北缘,属季风气候明显的湿润区,光、热、水条件优越。该县树种杨树占绝对优势,兼有少量桑、榆、槐、柳、水杉等树种。

本次研究搜集的主要数据有:研究区主要地物类型 GPS 定位的训练样本数据、379 个分类验证样本以及研究区 1:5 万地形图和农业区划图;所使用的遥感数据是 ASTER 遥感影像东西两景(拼接后覆盖整个研究区),获取时间是 2003 年 9 月 12 日。

## 2 研究方法

### 2.1 遥感数据处理

在对 ASTER 原始 9 个光谱波段进行几何校正和辐射校正的基础上,分别进行主成分变换、HIS 变换、MNF 变换、小波变换<sup>[3,4]</sup>、LBV 变换<sup>[5]</sup>以及植被指数生成等图像变换,共生成 37 个新特征,加原始 ASTER 9 个波段,共 46 个特征,构成杨树资源自动分类提取的遥感基础数据。

### 2.2 有效分类特征的确定

随着参与分类像元矢量特征维数的增加,分类时间也会相应增加。如平行六面体分类器和最小距离法分类器,分类时间与参加分类的特征维数呈线性关系,而常被使用的最大似然法分类器分类时间

则与特征维数呈平方关系。因此,为提高分类效率,应该剔除对光谱类别可分性贡献很小的特征,确保必要而不冗余的特征留下参与分类,这就是分类特征优化子集的确定问题。本研究采用基于 J - M 距离( Jeffries - Matusita )和变换离散度( Transformed Divergence )的平均可分性( Average Separability )计算指标值的大小选取参加分类的遥感特征。

$$这里, B = \frac{1}{8}(\mu_i - \mu_j)^T \left\{ \frac{S_i + S_j}{2} \right\}^{-1} (\mu_i - \mu_j) + \frac{1}{2} \ln \left\{ \frac{|\frac{1}{2}(S_i + S_j)|}{|S_i|^{1/2} |S_j|^{1/2}} \right\} \quad (2)$$

式中  $S_i$  和  $S_j$  分别是第  $i$  和第  $j$  类的协方差矩阵;  $\mu_i$  和  $\mu_j$  分别为第  $i$  和第  $j$  类的光谱均值向量。

对于  $M$  个类型之间的可分性度量,计算各类型间的平均 J - M 距离,定义为

$$d_{ave} = \sum_{i=1}^m \sum_{j=i+1}^m p(\omega_i) p(\omega_j) J_{ij} \quad (3)$$

式中  $m$  是选定训练区的类型数;  $p(\omega_i)$  是第  $i$  类的先验概率。

依据研究区内 8 种主要地物类型的训练区数据(以下像元是经过训练区精选后的最终像元):城镇建筑物及道路( BR ,1550 像元点)、水体( WA ,1856 像元点)、荷塘( LP ,925 像元点)、普通水稻( GP ,1923 像元点)、杨树( PO ,1149 像元点)、育种水稻( BP ,1677 像元点)、收获农地( HL ,1105 像元点)及裸地( BL ,1610 像元点),针对不同的特征组合进行平均可分性计算,结果如表 1。

从表 1 的计算结果可见,植被指数组合在 8 种主要地物类型间的平均可分性具有最强的表达能力,于是,选定其作为分类的目标特征组合。

由于 J - M 距离和变换离散度具有类似的判定效应,只是两者计算结果数值大小有差异而已,因此,采用数值相对保守的 J - M 距离计算结果进行评定,并不影响选取结果。对于各类型像元亮度值正态分布的不同光谱类型间的 J - M 距离<sup>[6]</sup>定义为

$$J_{ij} = 2(1 - e^{-B}) \quad (1)$$

表 1 不同特征组合的 J - M 平均可分性

特征组合 <sup>①</sup>	J - M 距离平均可分性	特征组合	J - M 距离平均可分性
HIS	0.719	W - NIR - SWIR	0.789
PCA	0.803	LBV	0.749
MNF	0.773	3 - 10 - 14 - 25	0.803
VI	0.836	3 - 10 - 14 - 37	0.820
W - R - SWIR	0.773	3 - 10 - 14 - 46	0.808
W - G - SWIR	0.775	ASTER1234	0.811

<sup>①</sup>表中 W - R - SWIR 表示红光波段与短波红外波段的小波变换结果图像;VI 表示植被指数组合;3 - 10 - 14 - 25 表示第 3、10、14、25 特征的组合

### 2.3 分类

#### 2.3.1 最大似然分类

最大似然分类法是遥感领域内最常用的有监分类方法之一<sup>[7,8]</sup>。利用前面确定的 VI 植被指数组合进行最大似然分类,结合野外 GPS 采集的 379 个分类验证样本建立该分类方法的混淆矩阵,并对该分类方法的分类效果进行评价(表 2)。

表 2 最大似然分类的混淆矩阵

地物类型	建筑物及道路	水体	荷塘	普通水稻	杨树	育种水稻	水稻收割地	裸地	和	生产者精度/%
建筑物及道路	45							2	47	95.70
水体		40	2		1	1	1		45	88.90
荷塘		1	33	2	5	2			43	76.70
普通水稻			2	34	5	9			50	68.00
杨树			3	2	36	6			47	76.60
育种水稻			1	13	8	28			50	56.00
水稻收割地							40	9	49	81.60
裸地	5						2	41	48	85.40
和	50	41	41	51	55	46	43	52	379	
用户精度/%	90.00	100.00	80.50	66.70	65.50	60.90	93.00	88.00		
总分类精度 = 78.40%							Kappa = 0.752			

#### 2.3.2 BP 神经网络分类

由于人工神经网络(ANN, Artificial Neural Net-

work)具有稳定性和抗干扰性等优势,基于神经网络技术的分类方法较传统分类技术有诸多优点,因此,

近年来,在遥感图像分类中被广泛采用。人工神经网络种类很多,在遥感图像分类中应用较多的是 BP 网络。它通过设计和调整网络的隐层数量、网络的激活函数和激活阈值、误差反向传播时误差下降的梯度大小等网络物理参数,使网络的连接权重和结点激活阈值进行迭代、改变,目的是使网络对输入的遥感特征向量值进行运算后,网络的实际输出与期望输出相接近,这就是 BP 网络的设计和训练过程。当网络训练过程中误差函数(能量函数)值小于某一给定的阈值时,认为该网络训练成功,然后利用训练成功的网络对全体待分类像元进行分类。利用研究区内的训练样本数据,训练一隐层数为 2、激活函数为 Logistic 函数、激活阈值为 0.9、训练率为 0.25 以及训练势为 0.85 的 BP 网络,其误差函数变化如图 1 所示。

从图 1 可见,针对研究区内 8 种地物类型的 BP 网络训练,当迭代次数超过 1200 次时,误差函

数就开始收敛于一个较小的数值(小于 0.1)并且不

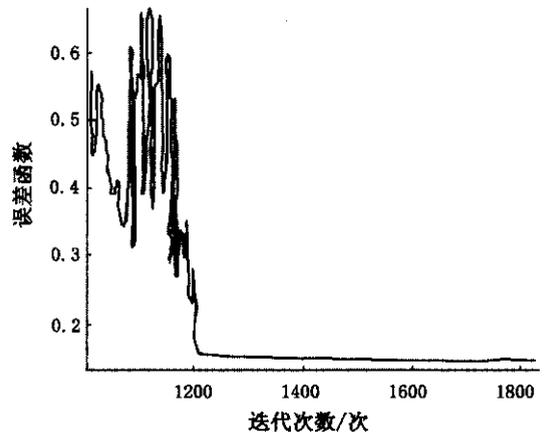


图 1 BP 神经网络训练过程中的误差函数再振荡,表明网络训练成功。利用训练成功的上述 BP 网络进行分类,并依据同一野外验证样本数据建立相应的混淆矩阵,评定此方法的分类性能(表 3)。

表 3 神经网络分类的混淆矩阵

地物类型	建筑物及道路	水体	荷塘	普通水稻	杨树	育种水稻	水稻收割地	裸地	和	生产者精度/%
建筑物及道路	45							2	47	95.70
水体		42				1	2		45	93.30
荷塘			35	1	6	1			43	81.40
普通水稻			2	36	4	8			50	72.00
杨树			3		39	5			47	83.00
育种水稻			2	11	7	30			50	60.00
水稻收割地	2						42	5	49	85.70
裸地	2		0				3	43	48	89.60
和	49	42	42	48	56	45	47	50	379	
用户精度/%	91.80	100.00	83.30	75.00	69.60	66.70	89.40	88.00		
总分类精度 = 82.30%								Kappa = 0.798		

### 2.3.3 基于数据挖掘工具 See 5.0 的自动决策树建立及 Cart 分类

众所周知,ERDAS 和 ENVI 等专业遥感图像处理软件都集成了知识分类器或决策树分类器模块,但它进行遥感图像分类并不容易实现,因为决策树分类的关键就是如何构建一合理的分类树。在上述软件环境下这是一极其艰苦的过程,主要表现在每个参与分类的特征上分割阈值的给定具有很强的主观性,同时需要进行大量的试探和调整。用地物类别的 GIS 数据或历史资料作为阈值给定和调整的参照,以此才可能“找寻”出一棵合理的分类树。这是上述软件环境下决策树构建过程的困难之处<sup>[9,10]</sup>。本次研究采用数据挖掘工具 See 5.0,自动完成上述决策树构建过程,使基于 See 5.0 和 Cart 的万方数据

决策树分类更客观、科学和易于实现。See 5.0 和 Cart 是美国地质调查局(USGS)在进行土地覆盖分类项目过程中开发的支持决策树分类和回归树建模的两个软件模块,其中 Cart 已经嵌入了 ERDAS 8.6,其主要功能是完成决策树分类、形成分类文件以及进行回归树模型预测,而 See 5.0 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。因此,它与 ERDAS 8.7 提供的知识分类器相比较,可以省去知识工程师关于假设、条件及准则建立的大量烦琐工作,而改由 See 5.0 自动完成。由 See 5.0 通过对选定训练样本内光谱特征的挖掘,生成决策树,然后将决策树导入 Cart 模块,实现整个研究区图像分类,其性能评价见表 4。

表 4 决策树分类的混淆矩阵

地物类型	建筑物及道路	水体	荷塘	普通水稻	杨树	育种水稻	水稻收割地	裸地	和	生产者精度/%
建筑物及道路	46							1	47	97.90
水体		42				1	2		45	93.30
荷塘			33		6	2		2	43	76.70
普通水稻			1	38	2	9			50	76.00
杨树			3		44				47	93.60
育种水稻			2	18	1	29			50	58.00
水稻收割地	2						44	3	49	89.80
裸地			2				2	44	48	91.70
和	48	42	41	56	53	41	48	50	379	
用户精度/%	95.80	100.00	80.50	67.90	83.00	70.70	91.70	88.00		
总分类精度 = 84.40%							Kappa = 0.822			

### 3 结论

比较基于 3 种分类方法导出的混淆矩阵可知，总体分类精度以及杨树的生产者精度和用户精度依分类方法由高到低排序依次为决策树分类算法、BP 神经网络算法和最大似然算法。

从决策树构建过程可见，基于 See 5.0 的决策树自动建立完全克服了 ENVI 和 ERDAS 软件环境下按传统手工方法建立决策树或知识分类器构建的主观性和大劳动量等不足，数据挖掘软件 See 5.0 建立决策树具有客观、科学和高效等特性，是决策树构建的最佳工具。

本分类研究决策树构建及分类过程中仅利用了 ASTER 光谱数据，没有采集研究区内土壤分布、地形、杨树经营集约化程度等专题 GIS 数据图层，因而，决策树构建过程中的数据挖掘潜力并未充分发挥，后续相关内容有待深入研究，从而进一步提高决策树的分类性能。

### 参考文献

[ 1 ] 王昌全,从鹏飞. 泗阳县南方型杨树资源、生长水平及产量预测[ J ]. 江苏林业科技,1996,23(2):38-40.

[ 2 ] 王明麻. 南方型杨树工业用材林的资源培育[ J ]. 林业科技开发,2000,14(3):3-5.

[ 3 ] Pu RuiLiang, Gong Peng. Wavelet transform applied to EO-1 hyperspectral data for forest LAI and crown closure mapping[ J ]. Remote Sensing of Environment,2004,91:212-224.

[ 4 ] Lee Jiann-Der. Wavelet Transform for 3-D Reconstruction from Series Sectional Medical Images[ J ]. Mathematical and Computer Modelling,1999,30:1-13.

[ 5 ] 曾志远. 卫星遥感图像计算机分类与地学应用研究[ M ]. 北京: 科学出版社,2004.

[ 6 ] Richards J A. Remote Sensing Digital Image Analysis[ M ]. Berlin: Springer-Verlag,1999.

[ 7 ] 江东,王建华. 人工神经网络在遥感中的应用和发展[ J ]. 国土资源遥感,1999(2):12-17.

[ 8 ] Jayantha E. Hierarchical Maximum-Likelihood Classification for Improved Accuracies[ J ]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,1997,35(4):1122-1143.

[ 9 ] 刘小虎,李生. 决策树优化算法[ J ]. 软件学报,1998,9(10):797-800.

[ 10 ] 杨辉. 决策树优化研究[ J ]. 上海理工大学学报,1999,21(1):36-38.

## A STUDY OF AUTOMATED CONSTRUCTION AND CLASSIFICATION OF DECISION TREE CLASSIFIERS BASED ON ASTER REMOTELY SENSED DATASETS

LI Ming-shi<sup>1</sup>, PENG Shi-kui<sup>1</sup>, ZHOU Lin<sup>2</sup>, MA Yi-xiu<sup>2</sup>

( 1. College of Forest Resources and Environment, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China; 2. Forestry Division of Agricultural Bureau of Jianhu County, Jianhu 224700, China )

**Abstract** : Based on performing various sorts of image processing on the original 9 bands of ASTER sensors, the authors objectively adopted the quantitative indicator of average separability to determine the optimal combinations of 万方数据 ( 下转第 42 页 )

[ 15 ] Coburn C A , Roberts A C B. A multiscale texture analysis procedure for improved forest stand classification[ J ]. International Journal of Remote Sensing , 2004 , 25( 20 ) : 4287 - 4308.

[ 16 ] Hay G J , Marceau D J , Dube P , et al. A multiscale framework for landscape analysis : object - specific analysis and upscaling[ J ]. Landscape Ecology , 2001 , 16( 6 ) : 471 - 490.

[ 17 ] Haralick R M , Shanmugam K , Dinstein I. Texture feature for image classification[ J ]. IEEE Transactions on Systems , Man , and Cybernetics , 1973 , 3 : 610 - 625.

[ 18 ] 朱俊杰 , 郭华东 , 范湘涛 , 等. 单波段单极化高分辨率 SAR 图像纹理分类研究[ J ]. 国土资源遥感 , 2005 ( 2 ) 36 - 39.

[ 19 ] 曹代勇 , 施先忠 , 张景发. 遥感图像中建筑物震害信息统计特征研究[ J ]. 国土资源遥感 , 2001 ( 1 ) 42 - 46.

[ 20 ] 吴高洪 , 章毓晋 , 林行刚. 利用小波变换和特征加权进行纹理分割[ J ]. 中国图象图形学报 , 2001 , 6( 4 ) 333 - 337.

[ 21 ] Ferro C J S , Warner T A. Scale and texture in digital image classification[ J ]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing , 2002 , 68( 1 ) : 51 - 63.

[ 22 ] Gong P. Reducing boundary effects in a kernel - based classifier [ J ]. International Journal of Remote Sensing , 1994 , 15( 5 ) : 1131 - 1139.

## THE APPLICATION OF MULTISCALE IMAGE TEXTURE TO THE DETECTION OF URBAN EXPANSION

SONG Cui - yu<sup>1</sup> , LI Pei - jun<sup>2</sup> , YANG Feng - jie<sup>1</sup>

( 1. College of Geo - Information Science and Engineering , Shandong University of Science & Technology , Qingdao 266510 , China ; 2. Institute of Remote Sensing and GIS , Peking University , Beijing 100871 , China )

**Abstract :** It is difficult for remote sensing change detection based only on spectral information to obtain satisfactory results. In this paper , multiscale texture information combined with spectral information was adopted to evaluate the urban expansion detection by using the post - classification comparison technique. The results show that , if the scale for texture extraction and the data combination are appropriately selected , the addition of texture features in change detection can significantly improve the overall accuracy and Kappa coefficient in comparison with the method based only on spectral data. Moreover , the combination of multiscale texture and spectral data in change detection can produce the highest accuracy. However , it is shown that false alarm may appear on the edges of some land cover types when the texture information is incorporated in urban area change detection.

**Key words :** Urban expansion detection ; Post - classification comparison ; Texture ; Multiscale

第一作者简介 : 宋翠玉 ( 1982 - ) , 女 , 硕士 , 研究方向 : 遥感信息处理。

( 责任编辑 : 肖继春 )

=====

( 上接第 36 页 )

features most suitable for classification. In conjunction with the signature or prototype data for each class , the maximum likelihood classifier , BP neural network classifier and decision tree classifier based on data mining software of See 5.0 were respectively implemented to characterize the spatial distribution patterns of major land cover types over the entire study area. The final classification results based on field validation with 379 actual observations show that the decision tree algorithm possesses the best performance of extraction , with an overall accuracy of 84.4% and a kappa coefficient of 0.822 , followed by the BP network algorithm , and that the maximum likelihood classifier has the worst performance of classification. In comparison with the traditional establishment and classification procedures which have been embedded into ENVI 4.1 and ERDAS 8.7 , the automated decision tree algorithm used in this study is based on See 5.0 and Cart module ( Classification and Regression tree ). Due to its objectivity , high efficiency , reliability and high accuracy , the automated decision tree deserves more attention in future practice of classification.

**Key words :** ASTER ; Poplar ; Decision tree ; See 5.0 ; Classification

第一作者简介 : 李明诗 ( 1973 - ) , 男 , 重庆梁平人 , 南京林业大学讲师 , 博士。

( 责任编辑 : 刁淑娟 )