

基于决策树的 CBERS 遥感影像分类及分析评价

袁林山^{1,2}, 杜培军^{1,2}, 张华鹏^{1,2}, 张海荣^{1,2}

(1. 中国矿业大学地理信息与遥感科学系, 徐州 221008;

2. 江苏省资源环境信息工程重点实验室, 徐州 221008)

摘要:以江苏省徐州市为研究区,以城市土地利用遥感分类为目标,采用 CBERS 多光谱数据的近红外波段、全球环境监测植被指数(GEMI)、归一化植被指数(NDVI)及主成分分析得出的第一和第二主成分作为分类的特征数据,基于先验知识和统计分析构建层次分类决策树,进而发展和改进了决策树交互式构建算法,实现了城市土地利用遥感分类。通过与最大似然分类器(MLC)和支持向量机分类器(SVM)分类结果的分析,表明基于多种特征的决策树分类器能够有效应用于 CBERS 遥感数据分类,在研究区具有良好的推广性。

关键词:中巴地球资源卫星(CBERS);决策树;支持向量机;分类

中图分类号: TP 79 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-070X(2008)02-0091-07

0 引言

中巴地球资源卫星是我国第一代传输型陆地资源遥感卫星,其数据已经在农业、林业、土地、城市、环境、灾害、地质、海洋及测绘等领域中得到应用^[1-3]。

目前,国内对 CBERS 数据分类方法研究非常重视。骆成凤等用模糊 ARTMAP 算法对 CBERS-02 数据进行分类^[4];刘爱霞等运用最大似然法、BP 神经网络和 Fuzzy-ARTMAP 神经网络法对干旱半干旱区域土地利用进行分类^[5];V. T. Diverio 等用神经网络法对 CBERS 的 IRMSS 数据进行分类^[6]。本文结合城市土地利用/覆盖分类(LUCC)的需求,采用多特征决策树方法对 CBERS-02 数据分类,并与最大似然法和支持向量机分类方法进行比较,结果表明,多特征决策树分类方法具有较好的分类效果,适合研究区土地利用/覆盖分类。

1 研究区概况及数据预处理

1.1 研究区概况

徐州市位于江苏省西北部,东西长约 210 km,南北宽约 140 km,总面积 11 258 km²,占江苏省总面积的 11%。徐州市区内以平原为主,约占土地总面积的 90%。境内河流纵横湖泊众多。城市的森林覆盖率为 22.5%。插页彩片 17 为研究区 CBERS-02 星绿色波段、近红外波段和红色波段的 RGB 假

彩色合成影像。

1.2 数据预处理

文中选用的 2005 年 3 月 18 日 CBERS-02 CCD 数据。CBERS 影像为二级产品,已经过辐射校正和几何粗校正处理。首先通过影像-影像的方式进行匹配,匹配精度在 0.6 个像元之内,然后依据徐州市区行政区划图(2000 年)进行裁减处理,得到研究区域影像。

2 决策树分类特征选择

选用主成分分析的第一(PC1)和第二主成分(PC2)、全球环境监测植被指数(GEMI)、归一化植被指数(NDVI)和 CCD 多光谱数据的近红外波段(B4)作为决策树分类的特征数据。首先对训练样本地物的特征分布进行统计分析,然后得出决策树分类提取过程。

2.1 植被指数

在遥感应应用领域,植被指数已广泛用来定性和定量评价植被覆盖及其生长活力。植被指数增强了遥感影像的解译力,已作为一种主要的特征广泛应用于土地利用覆盖监测、植被覆盖密度评价、作物识别和作物预报等方面^[7]。

2.1.1 全球环境监测植被指数(GEMI)

该指数在不改变植被信息的前提下减小了大气影响,保存了比 NDVI 指数相对低密度至高密度覆盖更大的动态范围,而且 GEMI 能够显著区分植被、

水体和水泥表面等地物,其计算公式为^[8]

$$GEMI = \eta(1 - 0.25\eta) - (R - 0.125)/(1 - R) \quad (1)$$

式中, $\eta = [2(NIR^2 - R^2) + 1.5NIR + 0.5R]/(NIR + R + 0.5)$; NIR 和 R 分别代表近红外波段和红波段的像元亮度值。

2.1.2 归一化植被指数(NDVI)

归一化差异植被指数对绿色植被表现敏感,它可以对农作物和半干旱地区降水量进行预测。该指数常被用来进行区域和全球的植被状态研究,而且 NDVI 也能够很好地区分植被和水泥表面等地物^[8],其计算公式为

$$NDVI = (NIR - R)/(NIR + R) \quad (2)$$

2.2 主成分分析(PCA)

主成分分析是一种常用的减少数据冗余的技术,有利于降低决策树的复杂度和提高分类精度^[9]。对 CBERS CCD 多光谱影像的 5 个波段做主成分变换,变换后的第一(PC1)和第二主成分(PC2)包含了绝大部分信息,所以选择 PC1 和 PC2 主成分作为特征参数进行决策树分类。

2.3 近红外波段(B4)

近红外波段对水体有强吸收特性,可用于区分水体和非水体。由不同样本统计分布曲线可知(图 1),该波段可用于提取水体,区分建筑用地和裸地信息。

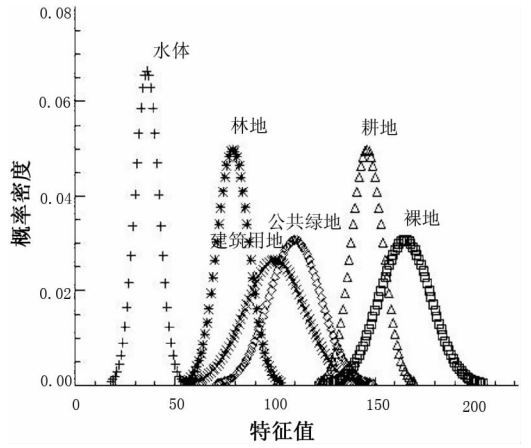


图 1 6 种地物的样本特征值在近红外特征空间(B4)的分布曲线

2.4 地物的特征样本分布

采用研究区 3 月中旬遥感数据(B4),根据徐州市区域内地物特点,将地物划分为水体、建筑用地、林地、裸地、耕地和公共绿地 6 种类别。

通过对训练样本统计,计算 5 种特征数据(PC1、PC2、B4、NDVI 以及 GEMI)的均值和标准差,假设样本值呈正态分布,根据正态分布的概率密度函数曲线,就可以得到各种地物的特征样本值分布信息。6 种地物的样本特征值在 5 种特征空间中的分布曲线如图 1、图 2 所示。

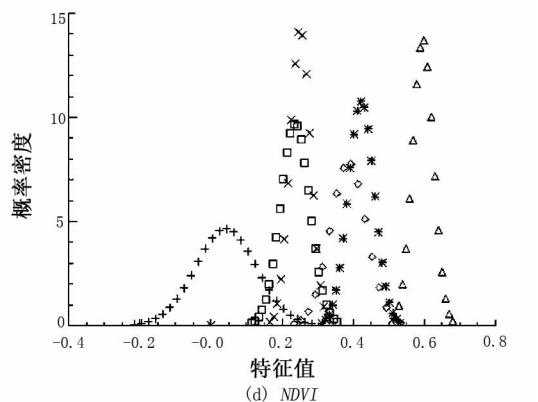
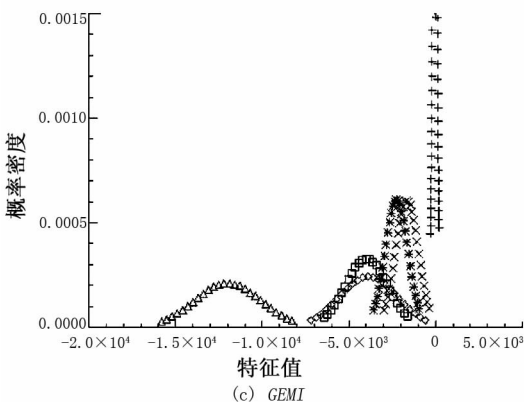
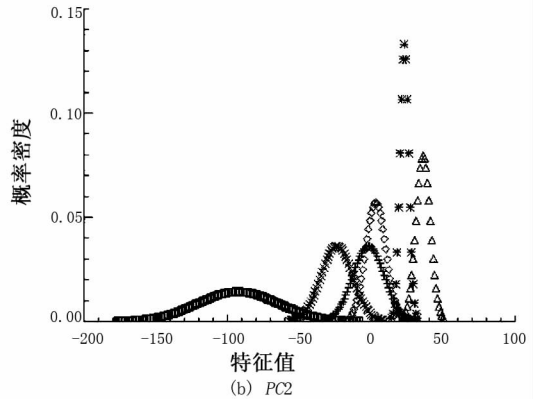
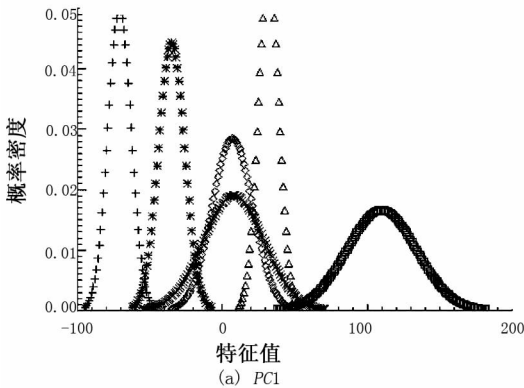


图 2 6 种地物的样本特征值在 5 种特征空间(包括图 1)中的分布曲线

2.5 决策树分类提取过程

(1) 水体。CBERS CCD 多光谱数据的近红外波段(B4)对水体有强吸收特性,可用来划分水体和非水体(图1)。而且全球环境监测植被指数(GEMI)也能很好地把水体提取出来,并将水体与其它地物类型予以区分,如图2(c)所示。

(2) 建筑用地。NDVI 可以很好地区分植被和水泥地面,从而将把建筑用地和植被区分开^[8]。PC2 也可以很好地区分建筑用地和植被(图2(b)),但在 NDVI 和 PC2 特征数据中,建筑用地和裸地相互混合(图2(d)),所以利用这 2 种特征参数提取的建筑用地和裸地还需要进一步区分。

(3) 裸地。从图1可以看出,通过阈值分割可以区分裸地和建筑用地,而其它的植被指数和主成分分析得出的主成分都不能很好地区分这 2 种地物。

(4) 林地。PC1 能够很好地区分林地和其它植被(图2(a)); 近红外波段对林地和其它植被的区分也比较明显(图1)。

(5) 公共绿地。GEMI 和 NDVI 都可以很好地区分公共绿地与耕地如图2(c)、(d)所示。

3 决策树分类器构建

3.1 人工设计决策树分类器

基于以上先验知识和对研究区样本特征值的统计分析,结合地物的波谱特征,构建人工决策树。在对研究区样本特征值的统计基础上,根据各个类别的样本在各特征数据上的最大、最小值来确定人工决策树的分割阈值。例如,利用近红外波段提取水体,就是要区分水体和与其最邻近的林地,样本统计水体最大特征值为 49,而林地最小特征值为 53,先取这两个特征值的均值 51 作为水体和林地的分割阈值,然后进行分类,对分类结果进行目视评价,并与水体样本比较,调整分割阈值,直到获得最佳分类效果(本次分割阈值为 52 时效果最佳)。具体流程如图3所示。

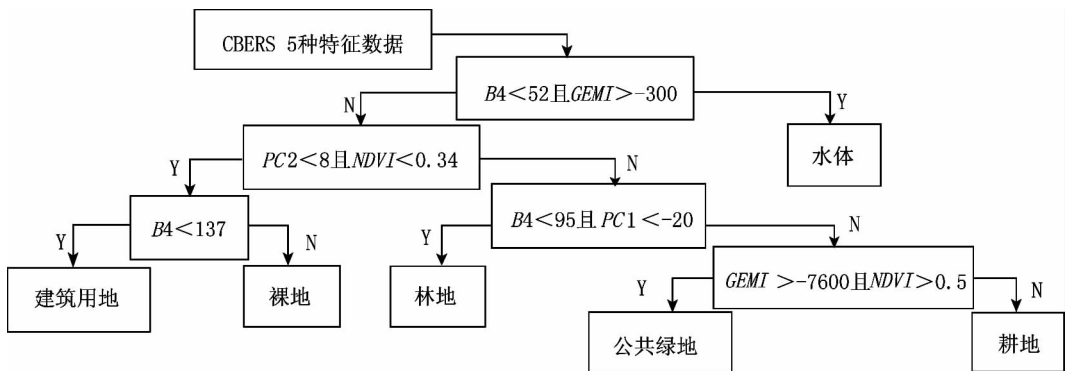


图3 人工决策树分层提取地物流程

(1) 首先,根据阈值 $B4 < 52$ 把水体和非水体提取出来,对于水体里面混有的少量山体阴影,可通过设定阈值 $GEMI > -300$ 进行限制。

(2) 建筑用地由阈值 $PC2 < 8$ 提取,但由于受阴影的影响,提取出的建筑用地混有少量林地,通过设定阈值 $NDVI < 0.34$ 可以有效将其消除。提取出来的建筑用地包括裸地,通过目视解译和样本统计分析发现,近红外波段可以区分建筑用地与裸地,因此设定阈值 $B4 > 137$,提取裸地。

(3) 设定阈值 $PC1 < -20$ 将林地和其它植被区分开;再设定阈值 $B4 < 95$ 可以更精确地提取林地。

(4) 由于单个植被指数细分植被效果不是很好^[8],所以在区分公共绿地和耕地时选用 2 种植被指数相结合的方法,即设定阈值 $GEMI > -7600$ 且 $NDVI < 0.5$ 来提取公共绿地。

3.2 一种改进的交互式决策树分类器

采用人工生成决策树方法时,构建合理的分类

决策树比较复杂,主要表现在参与分类的每个特征在分割阈值的设定上具有很强的主观性,同时需要进行大量的试验和调整。决策树自动生成的研究已经成为现阶段及以后的一种趋势。目前国内对决策树的自动生成也有一些研究。如李明诗等研究了基于 ASTER 数据的决策树自动构建及分类^[10];赵萍等研究了 SPOT 卫星影像居民地信息自动提取的决策树方法^[11];于子凡等提出了遥感影像分类的一种二叉决策树自动生成方法^[12]。

本文在对训练样本进行统计分析的基础上,自动确定决策树分割阈值,是一种结合人工分类的交互式决策树生成算法。交互式决策树生成的具体过程如下^[12]:

(1) 数据准备。采集一定数量的样本,计算所有样本每一种决策特征数据的统计均值和标准差。一般说来,特征观测值在一维特征空间的分布可以认为满足正态分布,设均值为 μ ,标准差为 σ ,则特

征观测值落入 $[\mu - 3\sigma, \mu + 3\sigma]$ 、 $[\mu - 2\sigma, \mu + 2\sigma]$ 、 $[\mu - \sigma, \mu + \sigma]$ 范围的概率分别为 99.7%、95.4% 和 68.3%^[13]。根据实际情况, 可以选择其中一种范围作为各类别在特征空间中的分布区域。

(2) 分割阈值确定。文中选用 $[\mu - 2\sigma, \mu + 2\sigma]$ 作为分布区域, 如果 2 个类别的概率密度曲线相交点在 $[\mu - 2\sigma, \mu + 2\sigma]$ 之外, 则表示相互分离; 相交点在 $[\mu - \sigma, \mu + \sigma]$ 之外、 $[\mu - 2\sigma, \mu + 2\sigma]$ 之内, 则表示轻度重叠; 相交点在 $[\mu - \sigma, \mu + \sigma]$ 之内则认为严重重叠。当 2 个类别特征区域不重叠或轻度重叠时, 则认为二者是可分的, 可以用 2 个类别的概率密度曲线相交点作为分割阈值, 交点的计算公式为^[13]

$$x = (\sigma_1\mu_2 + \sigma_2\mu_1) / (\sigma_1 + \sigma_2) \quad (3)$$

自动选择阈值的算法实现: 首先取出其中一个特征数据的均值和标准差分布数组, 然后把均

值按从小到大排列, 最后依次检查相邻的均值, 如果两个类别不是严重重叠, 用式 (3) 计算出分割阈值。

以 CBERS 近红外波段 (B4) 和 GEMI 特征数据为例, 来确定提取水体的分割阈值。

如表 1 所示, 水体均值和其它地物的均值相差很大, 与其最邻近的林地概率密度曲线相交在 $[\mu - 2\sigma, \mu + 2\sigma]$ 之外, 表示水体与其它地物是相互分离的, 可以通过设定阈值来提取水体。通过公式 (3), 计算出分离水体的分割阈值 $L_{B4} = 54$ 且 $L_{GEMI} = -295$ 。同样方法计算出其它类别的分割阈值。经计算得出, 区别裸地和建筑用地的分割阈值 $L_{B4} = 134$, 分离建筑用地和林地的分割阈值为 $L_{PC2} = 13$ 且 $L_{NDVI} = 0.32$, 分离林地和公共绿地的分割阈值为 $L_{PC1} = -19$ 且 $L_{B4} = 92$, 分离公共绿地和耕地的分割阈值为 $L_{GEMI} = -7651$ 且 $L_{NDVI} = 0.52$ 。

表 1 近红外波段 (B4) 和 GEMI 各分类类别样本的均值 (μ) 和标准差 (σ) 分布数组

特征数据	建筑用地		水体		林地		耕地		公共绿地		裸地	
	μ	σ	μ	σ	μ	σ	μ	σ	μ	σ	μ	σ
B4	100.20	15.23	36.47	6.28	79.56	8.48	146.80	8.11	110.12	13.18	165.10	13.25
GEMI	-1 653.25	657.29	-44.46	121.63	-2 249.55	654.60	-11 986.26	1904.75	-3 885.42	1 654.88	-3 989.17	1 218.79

(3) 决策树生成。通过以上 2 个步骤可以确定生成决策树各个类别的特征数据及分割阈值。同人

工生成决策树方法一样, 构建出决策树进行影像类别提取, 构建的层次决策树如图 4 所示。

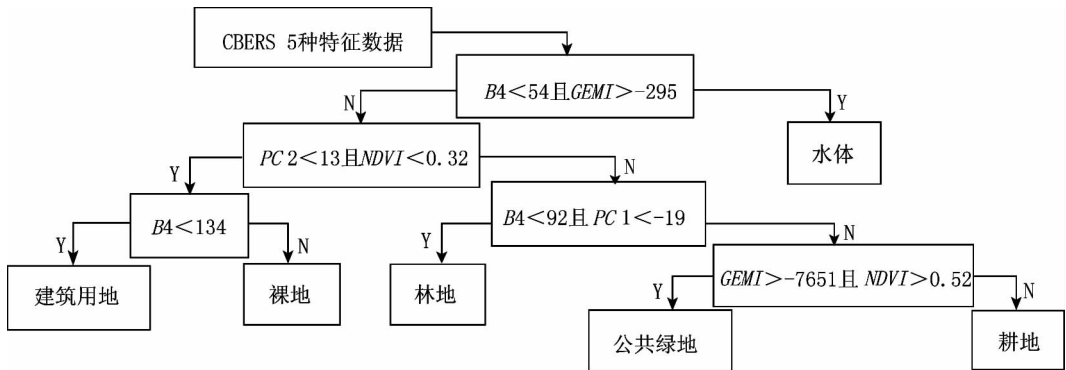


图 4 交互式决策树分层提取地物流程

4 最大似然分类器 (MLC) 和支持向量机分类器 (SVM)

4.1 样本选择

本文选择的样本分为两部分: 一部分作为最大似然分类器、支持向量机分类器和交互生成决策树分类的训练样本; 另一部分则作为 3 种分类方法的测试样本。为试验分类方法的适应性, 2 个样本的选择区域基本上没有重叠部分, 相同地物的多个样本也相

隔一定距离选取。在选择水体的 2 种样本时, 把湖泊左边的样本作为分类样本, 右边作为检验样本; 河流的上游作为分类样本, 下游作为检测样本。

4.2 样本可分性估计

在遥感图像分类中, 通常利用训练数据类对之间的可分性分析, 估计不同特征组合下的期望分类误差^[14]。可分性度量一般包括离散度和 J-M 距离, 在 ENVI 4.3 下统计出 5 种特征参数训练样本的各类别之间的类间变换离散度和 J-M 距离 (表 2)。

表 2 5 种特征参数训练样本类间的变换离散度和 J - M 距离

类别	可分性	建筑用地	水体	林地	耕地	公共绿地	裸地
建筑用地	J - M 距离	-	1.998 8	1.999 7	2.000 0	1.964 9	1.983 3
	离散度	-	2.000 0	2.000 0	2.000 0	1.999 9	1.999 9
水体	J - M 距离	1.998 8	-	1.998 9	2.000 0	1.999 9	2.000 0
	离散度	2.000 0	-	2.000 0	2.000 0	2.000 0	2.000 0
林地	J - M 距离	1.999 7	1.998 9	-	1.999 9	1.989 0	2.000 0
	离散度	2.000 0	2.000 0	-	2.000 0	1.999 9	2.000 0
耕地	J - M 距离	2.000 0	2.000 0	1.999 9	-	1.992 5	2.000 0
	离散度	2.000 0	2.000 0	2.000 0	-	2.000 0	2.000 0
公共绿地	J - M 距离	1.964 9	1.999 9	1.989 0	1.992 5	-	1.999 9
	离散度	1.999 9	2.000 0	1.999 9	2.000 0	-	2.000 0
裸地	J - M 距离	1.983 3	2.000 0	2.000 0	2.000 0	1.999 9	
	离散度	1.999 9	2.000 0	2.000 0	2.000 0	1.999 9	

通过表 2 可以看出,各类类间的变换离散度和 J - M 距离都大于 1.9,说明所选样本区之间的分离性较好,统计可分性强^[15]。

4.3 最大似然分类

最大似然分类法通过求出每个像元的归属概率,把该像元分到归属概率最大的类别中去。

4.4 支持向量机分类

支持向量机(Support Vector Machines, SVM)是一种基于统计学习理论的机器学习算法,采用结构风险最小化(Structural Risk Minimization, SRM)准则,在最小化样本误差的同时缩小模型泛化误差的上界,从而提高模型的泛化能力^[16]。

5 结果比较与分析

5.1 分类实现

在 ENVI 4.3 软件的支持下,选择 2005 年 CBERS(CCD)数据的近红外波段(B4)、PC1、PC2、GEMI 和 NDVI 共 5 种特征数据,进行最大似然和支持向量机分类;决策树分类(人工和交互式)在编辑好分类树后在 ENVI 4.3 下实现。3 种方法的分类结果如插页彩片 18 所示。利用选择的检验样本建立混淆矩阵,以此来评价分类精度(表 3 ~ 表 6)。

表 3 不同分类方法的总精度和 Kappa 指数

分类方法	Kappa	总精度/%
最大似然分类(MLC)	0.890 2	91.388 4
支持向量机分类(SVM)	0.929 6	94.270 8
层次决策树分类(人工)	0.948 1	95.872 1
层次决策树分类(交互式)	0.934 4	94.767 4

表 4 决策树分类(人工)生产者精度 (%)

类别	建筑用地	水体	林地	公共绿地	耕地	裸地
建筑用地	94.88	0.50	0.79	6.34	0.00	0.00
水体	0.14	92.00	0.00	0.00	0.00	0.00
林地	0.00	7.50	98.30	1.95	0.00	0.00
公共绿地	4.29	0.00	0.90	83.90	0.36	1.49
耕地	0.00	0.00	0.00	7.80	99.64	1.49
裸地	0.69	0.00	0.00	0.00	0.00	97.01

表 5 最大似然分类生产者精度 (%)

类别	建筑用地	水体	林地	耕地	公共绿地	裸地
建筑用地	85.86	1.00	11.63	0.00	0.41	3.75
水体	0.65	98.51	2.80	0.00	0.00	0.00
林地	0.00	0.50	84.94	0.00	1.46	0.00
耕地	0.00	0.00	0.00	97.72	5.37	0.00
公共绿地	7.26	0.00	0.62	2.28	93.17	0.00
裸地	6.23	0.00	0.00	0.00	4.56	96.25

表 6 支持向量机分类生产者精度 (%)

类别	建筑用地	水体	林地	耕地	公共绿地	裸地
建筑用地	91.83	0.00	0.00	0.00	0.00	11.25
水体	0.79	99.50	9.88	0.00	0.00	0.00
林地	0.00	0.50	89.80	0.00	3.90	0.00
耕地	0.00	0.00	0.00	99.52	6.34	0.00
公共绿地	7.13	0.00	0.32	0.48	89.76	0.00
裸地	0.26	0.00	0.00	0.00	0.00	88.75

5.2 比较和分析

从表 3 可以看出,(人工)决策树分类方法获得了最高的分类精度,而交互式决策树在确定区分各类

别的特征及分割阈值时对训练样本的依赖性太大,而训练样本的选择又具有很大的主观性,所以分类精度不及人工决策树分类。而且在分类类别较多的情况下,难免会出现一些类别无法划分的情况^[12]。

由生产者精度(表 4~6)可以看出,在建筑用地和林地的信息提取上,决策树分类方法比另外 2 种分类方法精度要高很多。从林地的提取结果可知,决策树分类方法效果最好,只混有很少的公共绿地;最大似然分类方法提取的林地混有很多建筑用地;支持向量机分类方法混有很多水体。在水体提取方面,决策树分类效果要比另外 2 种分类方法差,因为山体阴影的缘故,一些林地被分到了水体之中;在公共绿地提取中,最大似然分类方法取得了最好的分类效果,而决策树分类方法提取的公共绿地精度只达到了 83.9%,是 3 种分类方法中精度最低的,这也充分说明了用植被指数作为特征数据进行决策树分类的局限性。但总体说来,决策树方法达到了最好的分类效果,而且算法简单,容易实现,在研究区具有一定的推广性。

6 结论与展望

(1)利用 CBERS CCD 多光谱数据的近红外波段(B4)、全球环境监测植被指数(GEMI)、归一化植被指数(NDVI)及主成分分析得出的 PC1 和 PC2 等特征数据进行决策树分类是可行的。

(2)与传统的 MLC 分类算法相比,决策树算法减少了计算的复杂度,大大提高了分类精度。

(3)与新的支持向量机分类方法相比,决策树分类所需时间明显缩短,提高了分类效率和精度。

(4)决策树的应用较为简单,从树根出发沿分支追溯到树叶,二叉树是一个逐级排除和层层筛选各种地物类型的过程,能够快速用于特定类别地物的提取^[17]。

但是,基于决策树分类从空间数据中获取分类知识会受到参考信息的影响。同时,决策树学习过程中无法识别样点数据中的误差(噪声)^[18]。所以,在决策树分类之前,要大量选择地物类别样本参考点来确定分类阈值,以确保样本参考信息的准确性和全面性,维持决策树分类的精度。如何结合数据挖掘算法,自动构建决策树是需要进一步研究解决的问题。此外,由于利用植被指数

细分植被效果不好,所以有待于找到新的特征数据来细分植被,以达到更好的分类精度,这将是今后进一步研究的内容。

参考文献:

- [1] 党福星,方洪宾,赵福岳. 利用 CBERS-1 CCD 数据进行地质矿产信息提取方法研究[J]. 国土资源遥感,2002,(4):63-66.
- [2] 李玉霞,杨武年,郑泽忠. 中巴资源卫星(CBERS-02)遥感图像在生态环境动态监测中的应用研究[J]. 水土保持研究,2006,13(6):198-200.
- [3] Zhou Yi, Wang Shixin, Zhou Weiqi, et al. A New Approach to Identify Land Use and Land Cover Areas in Brazilian Amazon Areas using Neural Networks and IR - MSS Fraction Images from CBERS Satellite[A]. IGARSS 04. Proceedings[C]. 2004.
- [4] 骆成凤,王长耀,牛铮. 用模糊 ARTMAP 算法对 CBERS-2 数据进行分类[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2006,31(4):325-328.
- [5] 刘爱霞,刘正军,王长耀,等. 基于 CBERS-1 图像的干旱半干旱区土地利用分类[J]. 中国科学院研究生院学报,2003,20(3):334-340.
- [6] Diverio V T, Formaggio A R, Shimabukuro Y E. Applications of CBERS-2 Image Data in Flood Disaster Remote Sensing Monitoring[A]. IGARSS 03. Proceedings[C]. 2003.
- [7] 田庆久,闵祥军. 植被指数研究进展[J]. 地球科学进展,1998,13(4):327-333.
- [8] 罗亚,徐建华,岳文泽,等. 植被指数在城市绿地信息提取中的比较研究[J]. 遥感技术与应用,2006,21(3):212-219.
- [9] 赵翔,刘同明. 基于主成分分析的多变量决策树构造方法[J]. 计算机应用研究,2005(9):37-38.
- [10] 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.
- [11] 赵萍,冯学智,林广发. SPOT 卫星影像居民地信息自动提取的决策树方法研究[J]. 遥感学报,2003,7(4):309-315.
- [12] 于子凡,林宗坚. 遥感影像分类的一种二叉决策树自动生成方法[J]. 测绘信息与工程,2006,31(4):42-44.
- [13] 李庆海,陶本藻. 概率统计理论和在测绘中的应用[M]. 北京:测绘出版社,1982.
- [14] Swain P H, Davis S M. Remote Sensing: The Quantitative Approach[Z]. McGraw-Hill International Book Company.
- [15] Richards J A. Remote Sensing Digital Image Analysis[M]. Berlin: Springer-Verlag, 1999.
- [16] 张学工. 关于统计学习理论与支持向量机[J]. 自动化学报,2000,26(1):32-42.
- [17] 程彬,姜琦刚,周云轩,等. 基于 ASTER 数据遥感影像的决策树分类[J]. 吉林大学学报(地球科学版),2007,31(1):179-184.
- [18] 张爽,刘雪花,靳强. 决策树学习方法应用于生境景观分类[J]. 清华大学学报(自然科学版),2006,46(9):1564-1567.

CBERS IMAGERY CLASSIFICATION BASED ON DECISION TREE AND PERFORMANCE ANALYSIS

YUAN Lin - shan^{1,2}, DU Pei - jun^{1,2}, ZHANG Hua - peng^{1,2}, ZHANG Hai - rong^{1,2}

(1. Department of Remote Sensing and Geographical Information Science, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China; 2. Jiangsu Key Laboratory of Resources and Environmental Information Engineering, Xuzhou 221008, China)

Abstract: In order to explore the application of China - Brazil Earth Resources Satellite (CBERS) remote sensing data to urban land cover/land use analysis, the authors developed the decision tree classifier, whose generation strategy is discussed in detail in this paper. With Xuzhou city as the study area, five features, i. e., near - infrared band, Global Environment Monitoring Index (GEMI), NDVI, and the first and second principal components, were extracted and used for urban land use classification. On the basis of experiments, the decision tree was designed based on prior knowledge and statistical analysis, and a new interactive decision tree generation strategy was developed to optimize threshold selection. A comparison of the classification results with results of Maximum Likelihood Classifier (MLC) and Support Vector Machine (SVM) classifier shows that the decision tree classifier that uses multiple features is effective in land use classification from CBERS imagery.

Key words: CBERS; Decision tree; Support vector machine; Classification

第一作者简介: 袁林山(1983 -),男,硕士研究生,目前主要从事 CBERS 影像处理与应用等研究工作。

(责任编辑:刁淑娟)

=====

(上接第 87 页)

AN ANALYSIS OF TEMPORAL - SPATIAL FEATURES OF LAND USE AND LANDSCAPE PATTERN IN THE LOWER REACHES OF THE HEIHE RIVER

PAN Jing - hu, LIU Pu - xing

(College of Geographic and Environmental Science, Northwest Normal University, Lanzhou 730070, China)

Abstract: Using remote sensing techniques, GIS, and landscape pattern analysis software FRAGSTATS, the authors studied temporal - spatial change characteristics of the land use and landscape patterns of Ejina basin in the lower reaches of the Heihe river on the basis of Landsat TM data obtained in 1986 and Landsat ETM⁺ data obtained in 2003. The driving factors for the changes were also analyzed. The results show that the areas of grasslands, forestlands, water areas and cultivated lands were decreased during the 17 years, while the areas of the lands used for construction and the unused lands were remarkably increased. The extent of landscape fragmentation was decreased and its heterogeneity was obviously reduced. Moreover, the landscape diversity was also reduced and the landscape stability was lowered. The climatic warming - drying trend and the reduction of inflow to the lower reaches of the Heihe River constituted the main driving forces for land use and landscape pattern changes, and the unreasonable human activity accelerated this process.

Key words: Land use; Landscape pattern change; Lower reaches of heihe river; Ejina banner; Remote sensing

第一作者简介: 潘竞虎(1974 -),男,讲师,博士生,主要从事环境遥感与 GIS 应用研究。

(责任编辑:李瑜)