

文章编号: 1007-4619 (2004)-03-0239-07

# 基于多特征的遥感影像分类方法

陈秋晓<sup>1,2</sup>, 骆剑承<sup>1</sup>, 周成虎<sup>1</sup>, 郑江<sup>1</sup>, 鲁学军<sup>1</sup>, 沈占锋<sup>1</sup>

(1. 中国科学院地理科学与资源研究所资源与环境信息系统国家重点实验室, 北京 100101;

2. 浙江大学区域与城市规划系, 杭州 310028)

**摘要:** 提出了一种基于多特征的遥感分类方法。首先, 制定类方案并分解各个类, 据此得到相应的子类; 然后, 通过选用适当的特征, 使得每一个类都能以一个独特的特征组合来表达。与此同时, 通过影像分割得到影像对象, 并测量这些对象的各个特征, 如光谱特征、几何特征及拓扑特征等。凭借这些特征, 影像对象可以较为容易地被识别和分类。与传统的分类方法的比较表明, 文中所提出的分类方法具有明显的优越性和良好的前景。

**关键词:** 遥感分类; 影像分割; 类方案; 特征表达

**中图分类号:** TP751.1 **文献标识码:** A

## 1 引言

遥感的最终目标是反映、描绘、量化和刻画地球表面的格局(Surface Patterns), 从而有助于理解和把握地球表面各种现象和过程。自从1972年Landsat1上天以来, 我们几乎总是用同一种方式来达到上述目标, 即首先测量地球表面的反射或辐射, 将之记录到影像上, 然后对影像的最小单元——像元进行统计分析(像元层次上的统计分析)。在遥感分类领域中的情形也大致如此。

对于处理不同尺度下空间问题的地理学、景观生态学或其它学科而言, 像元层次上的统计分析不足以表达对上述学科来说具有认识论或哲学意义的基本概念<sup>[1]</sup>。从认识论角度看, 人类认识和把握事物所进行的思维和推理都是基于概念层次的。因而, 仅从像元出发是不可能进行相关的思维和推理活动, 也不可能实现较高层次的遥感影像理解和分析。这也是为什么地理学的很多核心概念如空间关系(距离、拓扑连接、方向特征)、空间模式、多尺度或区域结构等特征和方法直到现在还不能有效地应用于包括遥感分类在内的诸多遥感影像分析任务中。虽然近年在基于像元的遥感影像分类上引入了很多新的方法如模糊集(Fuzzy Set)<sup>[2]</sup>、神经网络分类

器(Neural Net Classifier)<sup>[3,4]</sup>、空间逐步寻优模型(Stepwise Optimization Making Model)<sup>[5]</sup>、分层聚类(Hierarchical Clustering)<sup>[6]</sup>等等, 在影像分类精度等方面有不少的改进, 但由于这些方法从本质上还是基于像元层次的, 因而无法从根本上摆脱基于像元分类方法的局限性。要想使遥感影像分类的精度有根本性的改善或提高, 必须突破传统的像元层次上的遥感分类体系。

以像元直接进行土地覆被分类时所出现的一个明显的但常受到忽视的问题是: 像元所记录的相当一部分信号事实上来自于周围像元所对应的地表, 这是多因素(包括传感器和其它相关设备的光学特性, 以及大气效应等)作用的结果(Townshend等, 2000)<sup>[7]</sup>。可行的解决方案是利用情景特征(Contextual Feature), 也即利用周边像元的观测值来辅助分类。而整合邻域像元信息的一个较好的方法是图像分割。在很多情形下, 只有当图像被分割为同质对象时, 图像分析才能得到有意义的结果(Gorte 1998, Baat 和 Schape 2000, Blaschke 等, 2000<sup>[8-10]</sup>)。

据此, 本文提出了基于多特征的遥感影像分类方法, 即通过对分割得到的同质对象(图像区域)的多种特征来进行遥感影像分类, 从而避免直接在像元层次上进行分类, 以克服传统的遥感分类方法的局限。本文后续内容如下: 第二部分阐述基于多特

收稿日期: 2002-10-21; 修订日期: 2003-01-23

作者简介: 陈秋晓(1972—), 男, 讲师, 博士研究生, 1993年毕业于杭州大学地理系, 主要从事遥感影像分析和理解的研究工作。

征的遥感分类方法及其流程,第三部分介绍实验数据及研究方法,第四部分给出实验的结果并进行相关讨论,第五部分为本文的结论。

## 2 基于多特征的遥感影像分类

图像工程包括三个层次,即低层次的基于像元的图像处理,中间层次的基于目标的图像分析,以及高层次的基于符号的图理解<sup>[11]</sup>。在图像工程的整体框架下,基于像元的遥感影像分析处于该框架的低层次——图像处理层次。与之相对应,基于目标的遥感影像分析则处于相对较高的层次——图像分析层次。因而,从基于像元的遥感影像处理向基于目标的遥感影像分析的演变,是遥感学科进一步发展的必然要求。相应地,遥感分类也必须顺应这一演变趋势。国外的一些学者已经从遥感影像分析的层面对新的遥感分类方法作了一些探索性的研究,并且有了一些进展,如 Lobo 的每地块(Per-field)方法<sup>[12]</sup>,Aplin 等(1999)的每斑块(Per-Patch)分类方法<sup>[13]</sup>,以及基于对象的模糊规则分类<sup>[10]</sup>等等,使分类的结果有所改进。

然而,无论是目标识别还是分类,特征才是事实上起决定作用的因素。特定的目标总是和相应的特征或特征组合(多特征)相联系的。只要选择合适的特征或特征组合,我们就能把某一目标与其它目标区别开来。图像分析过程中无论是目标表达还是参数测量<sup>[11]</sup>,都是围绕着“特征”来展开的。因而,“特征”在遥感影像分析中具有重要的意义。传统的遥感影像分析也是基于特征——光谱特征的,但是由于异物同谱和同物异谱现象较为普遍,仅靠光谱特征是不足以表达目标或类的,因而其分析结果的可靠性常常不尽人意。基于多特征的遥感影像分析或分类才有可能得到较可靠的结果。例如,在一标准假彩色影像中的某一红色影像区域,若根据它的光谱特征,我们可能将其识别为林地或草地,若加入邻接特征,即考虑到它周围的地物以居民点用地居多,我们将其标识为居民点绿地。若该对象不是居民点绿地,我们可以根据它的纹理特征来判别它究竟是林地还是草地。

基于此,我们提出了基于多特征的遥感影像分类方法。首先,我们根据研究问题所涉领域的专业知识,影像所在区域的背景知识,以及影像所呈现的光谱特征,制定类方案(class scheme)。继而,根据领域知识和规则,建立类和特征之间的对应关系,即利用特征或特征组合来表达类。与此同时,我们对遥

感影像进行分割,得到相应的影像区域或对象,然后通过特征测量,得到这些区域的光谱特征、几何特征、拓扑特征和纹理特征等。在类与特征或特征组合的对应关系的指导下,对经分割得到的影像区域进行识别和标识,最后可将相邻的同标识对象进行归并,最终得到分类结果。

## 3 试验数据和研究方法

### 3.1 试验数据

试验区位于香港元朗地区,使用的数据是 1999 年 2 月 3 日成像的 SPOT 影像数据,空间分辨率是 10m。本研究选取了其中较有典型意义的 400 × 400 像元的区域。测试区域的假彩色影像见图 1。

### 3.2 研究方法

首先对测试区域进行影像分割,将之分割为影像对象,然后计算这些对象的光谱特征、几何特征以及邻接特征等,根据这些特征或特征组合,我们就能识别这些对象,从而完成分类,最后对分类精度进行评价。我们还用常规方法(最小距离法)对测试影像进行遥感分类,以比较两种方法的优劣性。

#### 3.2.1 影像分割

特征的依托对象是影像区域或分割对象(segments)。在利用基于多特征的遥感分类方法进行分割之前,我们必须借助于影像分割以获得影像对象。常见的遥感影像分割有两种,一种是基于边缘的分割,还有一种是基于区域的分割,纹理分割也被认为属于后者。基于区域的分割方法是相对较为流行的一种遥感影像分割方法<sup>[10]</sup>。

Baatz(2000)提出一种基于局部相互最佳适配(local mutual best fitting)的区域增长策略<sup>[9]</sup>,以此来指导相邻图像对象之间的合并。但是,他没有给出像元到图像对象的增长策略,事实上基于局部相互最佳适配的思想也同样可以用于从像元到图像对象的区域增长过程。基于 Baatz 的局部最佳相互适配思想,我们提出了基于改进的区域增长的分割方法:

首先,在影像中搜索符合局部最佳适配原则的像元,然后以此为种子点合并与之光谱空间距离最近的邻接像元。随着相邻像元的不断并入,种子点与这些并被并入的像元所组成的影像区域的异质性将不断增大。一旦异质性突破设定的阈值(本研究中取 25),增长过程即告结束。该分割方法下异质性  $Z$  的计算方法如下:

$$Z = \sum_{h \in R} \left( \frac{Y_{i,h} - \bar{Y}_i}{\bar{Y}_i} \right)^2$$

其中,  $\bar{Y}_i$  为图像区域内第  $i$  波段下各像元的灰度均值,  $Y_{i,h}$  为图像区域内序号为  $h$  的像元的第  $i$  波段的灰度值,  $R$  表示斑块区域。



图 1 测试区域的假彩色影像

Fig.1 A false color composite of the study area

### 3.2.2 特征选择和特征参数计算

根据目视,我们发现属于不同类的部分地物的光谱特征较为接近,如河流和农田,林地与居民点中的绿地以及田埂绿地等。尽管上述对象具有相同或相似的光谱特征,但总能找到相应的其它特征将它们区别开来。河流斑块较狭长,农田斑块则较为规整,形状也较紧凑,因此通过形状指数就可以将两者区分开来;具有相似光谱特征的林地与居民点绿地以及田埂绿地的区分可以采用邻接指数。若相邻接斑块中农田斑块面积占优势则为田埂绿地(属农田类),若相邻接斑块中居民点斑块面积占优势则为居民点绿地(属居民点类),其它的则为林地。

以下参数是本研究中所用到的特征参数:

(1) 形状指数

$$F = p / \sqrt{S} \quad (1)$$

式中,  $p$  为分割对象的长度,  $S$  为分割对象的面积。

(2) 邻接指数

$$N = \frac{S_i}{\sum S_i} \quad (2)$$

式中,  $i$  表示类别,  $S_i$  为分割对象的邻接对象归属类别  $i$  的面积。

### 3.2.3 类方案的制定和类的特征表达

根据测试影像所在区域的背景知识和目视解译,我们定义了如下的土地利用类别:水体、农田、居民点(包括其它高反射率的人工构筑物)、林地和滩涂。由于同一个类中的地物其光谱响应的差异可能较大,故将类细分为子类。显然,子类的数目明显增多,这样分属不同类的子类之间的光谱特征可能较为接近,从而增加了分类的难度。为识别每一个子类,找出每一个子类的独特的特征组合是关键所在。在本文中我们引入了两个特征,即邻接特征和形状特征(相应特征参数的计算见式(1),式(2)),从而使每一个子类具有区别于其它子类的特征组合。方案及其特征表达见表 1。

表 1 基于多特征的类表达

Table 1 Class representation based on features

类	子类	光谱特征	邻接特征*	形状特征
农田	农田-I(无草田埂或含水较少的农田)	灰色	农田	
	农田-II(含水较多的农田)	暗绿色		$F$ 较小
	农田-III(长草田埂)	红或红褐色	农田	
水体	水体-I(一般水质水体)	暗绿色		$F$ 较大
	水体-II(较好水质水体)	黑色		
滩涂	滩涂-I(无植被的滩涂)	灰色	非农田	
	滩涂-II(有植被的滩涂)	红褐色	滩涂	
居民点	居民点-I(人工构筑物)	白, 粉红, 亮灰		
	居民点-II(居民点绿地)	红或红褐色	居民点	
林地	林地	红或红褐色	非滩涂, 非居民点, 非农田	

\* 此处邻接特征以主要的邻接对象来表达。

## 4 结果和讨论

### 4.1 传统分类方法的结果和精度

采用传统的有监督最小距离分类器,我们得到试验区域土地利用分类结果,见图 2。

利用 Erdas Imagine8.4 下的分类精度评价工具,随机抽取 250 个样点,得到该方法下的分类误差矩阵和分类精度报告(见表 2,表 3)。



图 2 传统分类方法下的分类结果  
Fig.2 Classification results of conventional approach



图 3 分割结果  
Fig.3 Segmentation results

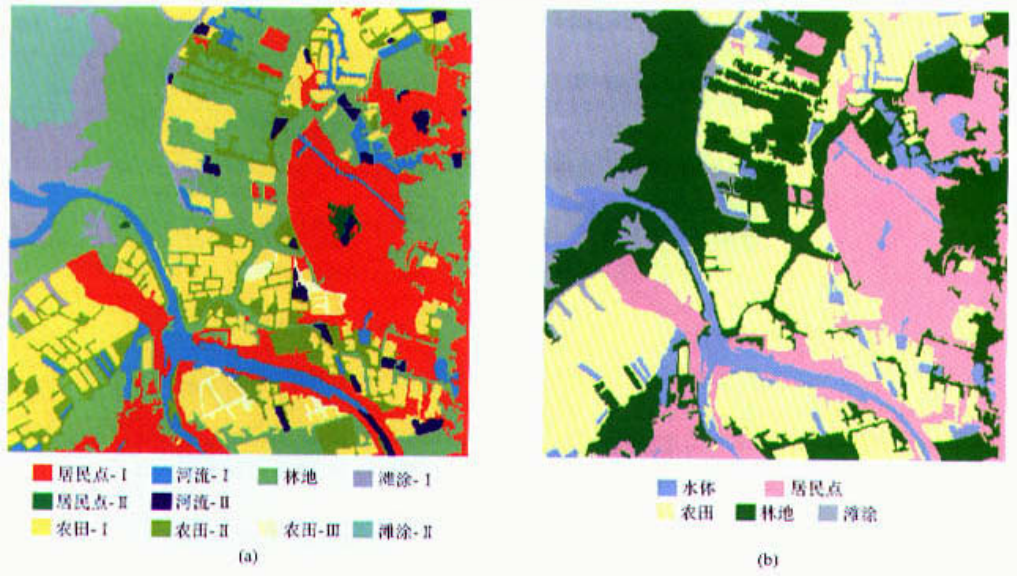


图 4 多特征方法下的分类结果  
((a),(b)分别为合并前后的分类结果)

Fig.4 Classification results using Multi-feature based approach

4.2 基于多特征方法下的分类结果及其精度评价

应用基于改进的区域增长方法,我们对遥感影像进行分割分割后的图像如图 3 所示。

根据分割对象的特征参数,依照前面所定义的种类的特征表达方案,我们对分割对象进行分类,分类结果见下图。对各个子类进行归并,得到最终的结果图(见图 4)。

表 2 传统分类方法下的分类误差矩阵

Table 2 Classification error matrix (1)

样点数(个)		参考类别					小计
		滩涂	林地	农田	水体	居民点	
被 分 类 别	滩涂	40	13	37	1	17	108
	林地	0	40	3	2	2	47
	农田	2	3	30	2	0	37
	水面	0	0	9	16	1	26
	居民点	0	2	4	0	26	32
小计		42	58	83	21	46	250

同样利用 Erdas Imagine8.4 下的分类精度评价工具,并随机抽取 250 个样点,得到该方法下的分类误差矩阵和分类精度报告(见表 4,表 5)。

表 3 传统分类方法下的分类精度报告

Table 3 Classification accuracy report (1)

类名	参考像元	被分类像元	正确分类像元	生产者精度/%	用户精度/%
滩涂	42	108	40	95.2	37.0
林地	58	47	40	69.0	85.1
农田	83	37	30	36.1	81.0
水体	21	26	16	76.2	61.5
居民点	46	32	26	56.5	81.2
总计	250	250	152		
总体分类精度 = 60.8%					

表 4 基于多特征方法下的分类误差矩阵

Table 4 Classification error matrix (2)

样点数(个)		参考类别					行小计
		居民点	水体	林地	农田	滩涂	
被 分 类 别	居民点	45	0	2	5	0	52
	水体	0	16	1	1	0	18
	林地	2	0	70	9	0	81
	农田	0	1	1	70	0	72
	滩涂	0	1	0	1	25	27
列小计		47	18	74	86	25	250

表 5 基于多特征方法下的分类精度报告

Table 5 Classification accuracy report (2)

类名	参考像元	被分类像元	正确分类像元	生产者精度/%	用户精度/%
居民点	47	52	45	95.7%	86.5%
水体	18	18	16	88.9	88.9
林地	74	81	70	94.6	86.4
农田	86	72	70	81.4	97.2
滩涂	25	27	25	100.0	92.6
合计	47	52	45	95.7	86.5
总体分类精度 = 90.4%					

### 4.3 结果比较和讨论

如图 4 所示,传统的分类方法对噪声比较敏感,细小图斑较多,导致被分类区域斑块较为破碎,这种情况在高分辨率影像中的情况将更为突出。与之相对照,基于多特征的遥感分类方法则具有较强的抗噪声的功能,土地利用斑块相对较为完整,不规则及过于破碎的土地利用斑块较少。原始影像中部分居民点具有明显的纹理特征,通过影像分割,我们较为成功地提取了纹理对象。毋庸置疑,基于分割的影像对象具有比像元更丰富的语义信息,也更符合客观现实情形,因而在此基础上的分类也更具解释性和科学性。

正如 Blaschke(2000)所指出的,通过影像分割,同质区域(图像对象)首先被建立,然后分类方法应用到这些对象上,这种基于被分割图像的分类不会产生任何椒盐效应(salt and pepper effect),也不需要任何滤波操作<sup>[10]</sup>。而传统的 pixel-by-pixel 分类是在没有考虑邻域像元的情况下对单个像元的分类,这样,同质区域不能被创建;为消除噪声所采用的平滑图像的惟一方法就是应用滤波(filter),这在一定程度上忽略了原始的图像信息,从而导致了椒盐效应。

从以上的分类结果和精度评价结果表,我们发现基于多特征的遥感影像分类的精度要明显高于传统的像元层次上的分类。其中,农田、林地、水面、滩涂等类别的分类精度均有明显的提高,居民点的分类精度从总体上也有所提高。在分类中我们引入了除光谱特征外的其它特征参数——形状指数和邻接指数,利用这两个参数我们较好地地区分了光谱特征相近但属于不同类别的土地利用斑块。例如根据形状指数的差异,我们较为成功地地区分了光谱特征相近地水面与农田,根据邻接指数我们可以较容易地区分田埂绿地和林地。事实上,特征选择和特征组合的选择过程也是各种领域知识、专家经验和规则融入于分类任务的过程,从而使基于多特征的遥感分类更具智能化。在本研究中我们仅仅利用了 3 种特征——光谱特征、形状特征、邻接特征,在以后的研究中还可以引入其它的特征如方位特征、距离特征等。空间特征的引入在减少遥感分类不确定性的同时,也提高了分类的精度。

更进一步,通过基于多特征的遥感分类方法,被分类的图像对象之间可以很容易地建立各种拓扑关系及其它空间关系。这样,不同来源的、具有地理参考的数据之间具体的局部联系得以建立,这将使多

源数据的融合变得更为容易。Schiewe 等(2001)指出,被分类的图像对象将是遥感和 GIS 能够实现整合的桥梁<sup>[14]</sup>。由于多源数据的融合对 GIS 和 RS 的整合具有日益重要的意义,这似乎预示着基于多特征的遥感分类方法的良好前景。

无庸讳言,本研究还处于起步阶段。本文所用的基于多特征的遥感分类方法在程序上还较为繁琐,类方案的定义及其特征表达是建立在较充分的先验知识的基础上的。今后可以在进一步提高分类的自动化程度和提高分类的效率上作进一步的研究。另外,本文所用的区域增长分割方法还在一些方面值得进一步探讨,包括空间对象的异质性的表达,分割的过程中如何有效地加入各种知识和规则等等。影像分割方法如何适应各种不同的问题领域和各种不同的分类任务,也将是一个非常值得研究的问题。

## 5 结 论

本文在指出传统的像元层次上的遥感分类方法的局限的基础上,提出了基于多特征的遥感分类方法。通过与传统分类方法在分类结果和分类精度等方面的比较,我们发现该方法具有明显的优越性和良好的前景。我们希望该研究能起到抛砖引玉的功效,以此引导业界重新审视包括分类在内的遥感影像分析体系,重视并加快遥感影像分析方法的变革,以便遥感影像分析的新方法与新体系能够与海量的遥感数据时代相适应,从而有效地缩减遥感数据与遥感信息之间的知识间隙<sup>[6]</sup>。

## 参 考 文 献 (References)

- [1] Blaschke T, Strobl J. What's wrong with pixels? Some recent developments interfacing remote sensing and GIS [J]. *GIS-Zeitschrift für Geoinformations systeme*, 2001, 6: 12—17.
- [2] Maselli F, Rudolf A, Conese C. Fuzzy Classification of Spatially Degraded Thematic Mapper Data for the Estimation of Sub-Pixel Components [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1996, 17: 537—551.
- [3] Foody G. Image Classification with a Neural Network: from Completely-crisp to Fully Fuzzy Situations [M]. *Advances in remote sensing and GIS analysis*. Chichester: Wiley & Son, 1999, 17—37.
- [4] Skidmore A, Turner B, Brinkhof W, Knowles E. Performance of Neural Network: Mapping Forests Using GIS and Remotely Sensed Data [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 1997, 63: 501—514.
- [5] Zhou C H, Luo J C, Yang C J, Yang X M. Geographical Understanding and Analyses of Remotely Sensed Imagery [M]. Beijing: Science Press, 2001. [周成虎, 骆剑承, 杨存建, 杨晓梅. 遥感影像地学理解与分析[M]. 北京: 科学出版社, 2001.]
- [6] Luo J C, Leung Y, and Zhou C H. Scale Space based Hierarchical Clustering Method and its Application to Remotely Sensed Data Classification [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 1999, 28(4): 319—324. [骆剑承, 梁怡, 周成虎. 基于尺度空间的分层聚类方法及其在遥感影像分类中的作用[J]. 测绘学报: 1999, 28(4): 319—324.]
- [7] Townshend J, Huang C, Kalluri S, Defries R, et al. Beware of pixel characterisation of land cover. *International Journal of Remote Sensing*, 2000, 21(4): 839—843.
- [8] Gorte B. Probabilistic Segmentation of Remotely Sensed Images. Trento: ITC Publication Series No. 63, 1998.
- [9] Baatz M, Schäpe A. Multiresolution Segmentation - an Optimization Approach for High Quality Multi-scale Image Segmentation [C]. In: STROBL, J. et al. (Hrsg.): *Angewandte Geographische Informationsverarbeitung XII. Beiträge zum AGIT-Symposium Salzburg 2000*, Karlsruhe, Herbert Wichmann Verlag: 12—23.
- [10] Blaschke T, Lang S, Lorup E, et al. Object-oriented image processing in an integrated GIS/remote sensing environment and perspectives for environmental applications [J]. *Environmental Information for Planning*, 2000, 2: 555—570.
- [11] Zhang Y J. Segmentation [M]. Beijing: Science Press, 2001. [章毓晋. 图象分割[M]. 北京: 科学出版社, 2001.]
- [12] Lobo A, Chic O, Casterad A. Classification of Mediterranean Crops with Multisensor Data: Per-pixel versus Per-object Statistics and Image Segmentation [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1996, 17: 2358—2400.
- [13] Aplin P, Atkinson P, and Curran P. Per-field classification of land use using the forthcoming very fine resolution satellite sensors: problems and potential solutions. In: *Advances in Remote Sensing and GIS Analysis* [M]. Chichester: 1999, Wiley & Sons, 219—239.
- [14] Schiewe J, Tufte L, Ehlers M. Potential and Problems of Multi-scale Segmentation Methods in Remote Sensing [J]. *GIS-Zeitschrift für Geoinformations systeme*, 2001, 6: 34—39.

## Classification of Remotely Sensed Imagery Using Multi-features Based Approach

CHEN Qiu-xiao, LUO Jian-cheng, ZHOU Cheng-hu, ZHENG Jiang, LU Xue-jun, SHEN Zhan-feng

(1. State Key Lab of Resources & Environment Information System, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;

2. Department of Regional and Urban Planning, Zhejiang University, Hangzhou 310028, China)

**Abstract:** In this paper, a new method, namely the multi-feature based method, was presented to classify remotely sensed imagery. A class scheme was firstly defined, in which, every class was decomposed into subclasses if necessary. Then, some suitable features were selected, and every subclass was characterized with a unique combination of these features. Meanwhile, the whole imagery was segmented into image objects, and subsequently the features used were measured, like spectral, geometrical and topological features. Using these features, image objects could be recognized and classified easily. By using the multi-features based classification approach, classification accuracy was improved, and the classification results were easier interpreted when compared with the conventional classification method.

**Key words:** classification; image segmentation; class scheme; feature representation