中南大学

硕士学位论文

面向对象分类技术的景观信息获取

姓名：胡慧萍

申请学位级别：硕士

专业：测绘工程

指导教师：杨敏华;黄祖平

20070501

摘 要

传统的基于像元的遥感分类算法对高分辨率遥感数据进行分类，往往难以取得满意的效果。这是因为传统的分类算法主要依靠的是影像所包涵的光谱信息，而高分辨率遥感影像一般只有3～4个波段，尤其是融合所得真彩色影像，只在可见光范围内拥有3个波段，光谱信息相对较弱，即依据不足。事实上，高分辨率遥感影像，如SPOT5、IKONOS和Quickbird等影像数据，还具有极其丰富的空间结构和纹理信息。近年来广受关注的面向对象的遥感分类思想，不仅将光谱信息作为分类依据，同时还将空间结构和纹理信息，甚至包括遥感工作者的目视判读经验和知识一并作为分类依据，改"象素"基本单元为光谱和纹理特征相似的"均质对象"为分类基本单元，大幅度提高了高分辨率遥感自动分类精度与效率。

本文以德国 eCognition Imaging 公司开发的面向对象的分类软件 eCognition 为工具，将面向对象的分类思想与技术引入景观信息获取领域，通过多尺度影像分割、类层次结构和语义结构创建、分类规则引用等，实现景观生态与景观形态学信息获取。

本研究以张家界核心景区为例，采用2.5米空间分辨率的SPOT5融合影像，成功获取了包括森林植被和各种土地利用类型的23类景观生态信息；通过对石峰阴影的精细提取，间接得到了景区内石峰个数、高度及其空间分布信息，为"奇峰三千"之千古传说提供了科学佐证，为景观生态与景观形态学研究提供了新的技术手段。

关键词 面向对象，遥感分类，高分辨率遥感，景观生态学，eCognition

ABSTRACT

Classification in pixel-based image processing techniques can not be satisfactory for high resolution image, because conventional classification algorithm attempts to classify each pixel based on this spectral information of the image mainly. The high resolution images only have three or four bands, especially the merging true-color images which only have three bands on the visible light range, and their spectral information is weak relatively, in other words, having no enough basis. Actually, the high resolution images, such as Spot5,Ikonos and Quickbird data, have mostly abundant shape, structure and texture information. The object-oriented image classification concept which is concerted recent years uses not only spectral information, and also spacial structure and texture information, even experience and knowledge of the human visual recognition. Ecognition follows the concept that important semantic information necessary to interpret an image is not represented in single pixels but in meaningful image objects and their mutual relations. Therefore, the software delivers results noticeably better than conventional methods. It leads to higher classification accuracy.

This paper discusses eCognition , a professional object oriented remote sensing classification software developed by Definiens Imaging GmbH in Germany, and introduces object oriented classification concept and technique into landscape information obtaining field, which has realized information retrieving of Landscape ecological and landscape morphology, through multi-scale image division, establish of class hierarchy structure and semantic structure , classification role and reference.

The research in this paper is based on kernel scene in ZhangJiajie, which uses 2.5 meter spatial resolution of SPOT5 merging images, and has successfully obtained 23 types of landscape ecological information including forest vegetation and

many types of Land utilization; This paper uses fine extraction of "peak forests and stelae " shadow to get some information of stele in scene such as number, height and their distribution, which provides scientific evidence for the Ancient legends of "marvelous spectacle with three thousands of peak forests" and new Technology for the research of landscape ecological and landscape morphology.

Key Words object oriented, remote sensing classification, high resolution image, landscape ecological, eCognition

原创性声明

本人声明，所呈交的学位论文是本人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。尽我所知，除了论文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得中南大学或其他单位的学位或证书而使用过的材料。与我共同工作的同志对本研究所作的贡献均已在论文中作了明确的说明。

作者签名：胡碧荣　　日期：2007年5月25日

关于学位论文使用授权说明

本人了解中南大学有关保留、使用学位论文的规定，即：学校有权保留学位论文，允许学位论文被查阅和借阅；学校可以公布学位论文的全部或部分内容，可以采用复印、缩印或其它手段保存学位论文；学校可根据国家或湖南省有关部门规定送交学位论文。

作者签名：胡碧荣　　导师签名_____　　日期：_____年___月___日

第一章 绪 论

1.1 概述

遥感（Remote Sensing)是一门综合运用物理原理、数学方法和地学规律，在远处（高空）以非接触方式探测物体形状、性质和变化动态的新兴科学技术，1960 年由美国学者 Evelyn pruit 提出。遥感的理论基础是物理学，核心是电磁波理论[1,2]。遥感技术正是利用不同地物对电磁波在不同波长处具有不同反射或辐射特性的原理，实现对目标的识别与分类。经过四十余年的发展，无论在光谱分辨率、空间分辨率、辐射分辨率、时间分辨率等方面都取得了飞越性进步，遥感已具备从地面、航空到航天，从可见光-近红外、中远红外到微波，实现多平台、全天时、全天候获取多传感器类型、高光谱分辨率、高空间分辨率遥感数据的能力[1,3,4]。航空、航天平台的微波遥感正朝着多频段、多极化干涉、高空间分辨率方向发展；可见光-近红外遥感正朝着高光谱分辨率、高空间分辨率方向发展[1,4]。实践中，我们称空间分辨率在10m以内的遥感影像为高分辨率遥感影像[5]。

自20世纪80年代法国发射SPOT-1号卫星以后,现势性极强的传输型高空间分辨率卫星遥感图像及其应用引起了世界各国的普遍关注[6]。二十多年来, SPOT系列卫星将遥感影像的地面分辨率由20m提高到了10m、5m，直至2.5m。尤其是1999年9月美国Space Imaging公司成功发射IKONOS商用遥感卫星，将空间分辨率一举提高到1m时，清晰的遥感影像给世人以强烈震撼。随后，2001年10月，美国Digital Globe公司发射了Quick Bird商业遥感卫星，空间分辨率提高到了0.61m，将高分辨率遥感及其应用推到了一个崭新的高度。

1.2 高分辨率遥感影像及应用

1.2.1 高分辨率遥感及其影像特征

对于可见光-近红外遥感而言，无论是朝着高光谱分辨率方向发展，还是朝着高空间分辨率方向发展，记录同等大小区域的遥感数据都会成几何级数增加。因此，在现今数据传输、数据记录与数据处理条件限制下，往往是追求高光谱分辨率时，

只能以牺牲空间分辨率为代价；追求高空间分辨率时，只能以牺牲光谱分辨率为代价。这就是为什么近年来备受关注和广泛应用的高分辨率遥感数据如SPOT5、IKONOS和Quich-bird等都只有3～4个多光谱波段的原因所在。这就决定了高分辨率遥感影像的基本特征，即高分辨率遥感影像能精细的描述地面目标的细部特征，纹理与边缘轮廓信息非常丰富，甚至达到对地面目标"写真"的程度。但高分辨率遥感影像的光谱分辨率较低，特别是融合后的真彩色遥感影像，只在可见光范围内拥有相对较弱的光谱信息。

1.2.2 高分辨率遥感影像的应用

高分辨率卫星遥感影像的出现使得在较小的空间尺度上观察地表的细节变化、进行大比例尺遥感制图以及监测人为活动对环境的影响成为可能[7]，具有广阔的应用前景。高分辨率遥感已经在地形图更新、地籍调查、土地利用现状数据更新与动态监测、城市生态环境评价、城市规划、精准农业等方面广泛应用，表现出巨大的应用潜力。宋晓宇等（2002）将高分辨率卫星影像应用于城市建筑物自动识别，对高层建筑物分类的精度可达了80%[8]；赵萍等（2003）将SPOT5卫星影像应用于居民地信息自动提取，可以将背景地物类型复杂的江南地区的城镇和集村居民地自动提取出来[9]；黄慧萍等（2004）将高分辨率卫星影像应用于城市绿地快速提取，实现了城市绿地信息精确获取与快速更新[10]；钱巧静等（2005）将高分辨率卫星影像应用于土地覆盖信息提取，利用野外采样数据进行验证其精度达89.2%[11]；邓劲松等（2005）将SPOT5卫星影像应用于水体信息自动提取，为水资源调查、水资源宏观监测及湿地保护提供了重要手段[12]；叶发茂等（2006）将高分辨率卫星影像应用于自动道路提取研究[13]；孙晓霞等（2006）将高分辨率卫星影像应用于河流和道路提取，取得了满意的效果[14]。

随着社会进步和需求的进一步增加还会开发或将要开拓许多新的应用领域，如自然灾害后测量和绘制财产损失，编制突发事件反应计划，绘制运输网络图，开发交通导航系统，计划编制和开发房地产等。据预计，21世纪我国广大用户对高空间分辨率卫星资料需求将会有很大的提高，国土资源部的大中比例尺基础测绘、区域地质制图、资源监测与管理，农业部的作物病虫害监测、精准农业、农作物估产等，国家林业局的天然林保护与防护林体系建设、退耕还林还草工程、防沙治水等，水利部的防洪安全建设、节约用水和农村水利工程等，对10m以及更高分辨率数据和

高光谱数据都将进一步提出要求[14, 15]。

1.3 遥感信息提取

1.3.1 遥感信息提取技术

所谓遥感信息提取(Remote Sensing Information Extraction)是指从海量、不完全的、有噪声的、模糊的、随机的实际应用遥感影像数据中提取出蕴涵在其中对用户有用的信息(例如人工建筑、土地利用类型、植被、温度，以及其它兴趣目标)，并将其(形成结构化的数据)存入数据库或以其它形式提供给用户查询使用的过程[16]。

当前，空间遥感信息获取技术正日臻完善，各种探测卫星的成功发射，使我们能够获得丰富、多样（多传感器类型、多空间分辨率、多光谱分辨率）的遥感数据，但面临的挑战是如何处理和应用这些数据，使之转换为能被有效应用的信息。当今，我们正面临这样一个问题：人们对遥感信息的认识和利用程度远远落后于通过空间和航空系统获取信息的速度。据统计，人们用到的遥感信息仅占全部潜在信息的5%左右，而深层次的信息开发更少。这个事实极大地限制了遥感技术的实际应用。一边是对信息的渴求，另一边是大量的遥感数据和潜在信息被闲置未能得到利用。尽管人们对这些信息的需求量很大，但其绝大部分数据却从未被使用过，一直被记录在存储介质上，或保存在电子数据仓库中。所以充分利用已有遥感数据的关键是如何快速、有效地对其进行解释，将原始的数据转变为人们可以理解的信息。虽然遥感信息获取与处理系统的开发与研制已经到了一个全新的阶段，但是在影像的自动信息提取方面与实际应用还有巨大的差距。提高遥感信息获取取速度以及尽可能多的提取有用的信息，始终是遥感应用领域最重要的研究方向[16, 17, 18]。

目前，大部分遥感信息的分类和提取，主要是利用数理统计与人工解译相结合的方法。这种方法不仅精度相对较低，效率不高，且过分依赖参与解译分析的人，在很大程度上不具备重复性。尤其对多时相、多传感器、多平台、多光谱波段遥感数据的复合处理，问题更为突出[17]。因此，研究遥感信息的智能化提取方法对于提高遥感信息的提取精度和效率具有重要意义。

1.3.2 遥感信息提取方法

遥感影像分类是遥感图像处理系统的核心功能之一，也是信息提取的重要环节，

它实现了基于遥感数据的地理信息提取。目前比较流行的影像解译方法有目视解译、基于像元的分类方法、面向对象的影像分析方法。传统的遥感分类方法大多属于基于像元的分类方法。这类方法主要依赖地物的光谱特性，采用数理统计的方法，以单个像元为统计个体，如我们熟知的监督分类和非监督分类中的各种分类算法。后来人们在信息提取中引入了空间信息，直接从图像上提取各种空间特征，如纹理、形状特征等。其次是各种数学方法的引进，典型的有模糊聚类方法、神经网络方法及小波和分形[19]。近几年来，随着高分辨率遥感影像的出现与广泛应用，人们越来越关注面向对象的遥感分类技术的发展与应用[19,20]。

(一)、目视解译

遥感影像目视解译方法(Visual Interpretation Method on Image)是指解译者依据地物目标在遥感影像上的光谱特征、时相特征、空间特征等成像机理以及所掌握的各种景观结构规律和发展规律，通过分析地物在影像上的特征对地物目标目进行视识别，提取特征信息[1,2,3]。目视解译通常汇集了专家长期以来所积累的经验和知识。通过比较灵活的辅助工具，能够比较准确地提取地面信息。长期以来，目视解译是获取专题信息的主要手段。

常用遥感影像目视解译方法有以下几种：

1)直接判读法：根据遥感影像目视判读标志，直接确定目标地物属性与范围的一种方法。

2)对比分析法：包括同类地物对比分析法、空间对比分析法和时相动态对比法。

3)信息覆合法：利用透明专题图或者透明地形图与遥感影像重合，根据专题图或地形图提供的多种辅助信息，识别遥感影像上目标地物的方法。

4)综合推理法：综合考虑遥感图像多种解译特征，结合常识，分析、推断某种目标地物的方法。

5)地理相关分析法：根据地理环境中地理要素之间的制约关系，借助专业知识，分析推断某种地理要素性质、类型与分布的方法。

目视解译一般能获得较高的解译精度，但是其工作流程复杂，智能化程度不高，效率较低，客观性差，成本高，并且难以与现有软件系统集成。

随着海量的多种分辨率遥感影像数据的涌现及遥感数字影像处理技术的发展，基于计算机的遥感影像智能解译与定量分析逐渐成主流方向。经过二、三十年的发展，已经出现了大量的分类与识别方法，大致上可以分为基于像元(pixel-based)的传

统分类方法和面向对象的影像分析方法两类。

（二）、基于像元的分类方法

基于像元分类法是传统的分类方法，在技术和应用上都已相对成熟，主要包括非监督分类和监督分类。非监督分类是一种自底向上的数据驱动方法，而监督分类是自顶向下的知识驱动法，先进行训练学习再进行分类[1,2,3,4]。比较常用的非监督分类法有：ISODATA算法和K-means算法；监督分类法有：平行六面体法、最小距离法、马氏距离法、最大似然法、波谱角度制图等[20]。从分类效果上看，这类方法适合中、低空间分辨率多光谱遥感影像解译，对高空间分辨的遥感影像解译效果不太理想，分类精度较低。

1.监督分类

如果我们事先已经知道类别的有关信息(即类别的先验知识)，在这种情况下对未知类别的样本进行分类的方法称之为监督分类(Supervised Classification)。通过监督分类，不仅可以知道样本的类别，甚至可以给出样本的一些描述。类别的先验知识可以用若干已知类别的样本通过学习的方法来获得[21]。

监督分类的思想：首先根据类别的先验知识确定判别函数和相应的判别准则，其中利用一定数量的已知类别的样本(称为训练样本)的观测值确定判别函数中待定参数的过程称为学习(Learning)或训练(Training)，然后将未知类别的样本的观测值代入判别函数，再依据判别准则对该样本的所属类别进行判定。

监督分类可以分为分布无关方法和与分布有关的统计分类。分布无关方法无需任何有关于观测目标先验概率分布的知识，是一种启发式的学习分类过程，又称无参数的分类。统计分类方法则基于一定的先验概率分布模型，这种分类方法假定数据的概率分布参数待确定，一般概率分布多采用多变量分布，因此最终的参数估计就简化到仅需获得均值矢量、协方差矩阵[1,2,3,21]。

2.非监督分类

如果我们事先没有类别的先验知识，在这种情况下对未知类别的样本进行分类的方法称为非监督分类(Unsupervised Classification)，也称聚类(Clustering)。

常用的处理方法有:平行六面体分类、简单均方差阈值分类、动态聚类分类，每种分类方法各有优缺点。

聚类技术基于相似度概念，算法将性质很相似的样本聚为一类。动态聚类分析可通过分析像元的类似度（距离）一次完成像元的归并分类，也可以多次完成。其

作法是先按某些原则选择一些代表点作为聚类的核心，然后把其余的待分点按某种方法(判据准则)分到各类中去，完成初始分类。初始分类完成以后，重新计算各聚类中心，把各点按初始判据重新分到各类，完成了第一次迭代。然后再修改聚类中心，再进行下一次迭代，用来对上次分类结果进行修改。如此反复进行，直到最后满意为止[1,2,3,21]。

动态聚类算法是一种普遍采用的方法，具有以下三个要点:

① 选定某种距离度量作为样本间的相似性度量。

② 确定某个评价聚类结果质量的准则函数。

③ 给定某个初始分类，然后用迭代算法找出使准则函数取极值的最好聚类结果。

动态聚类方法有很多，并且还在不断地发展，各种分类方法各有优缺点，其中K-means和ISODATA算法是目前较为成熟的两种动态聚类方法。K-means及模糊ISODATA算法的优点在于把分析判别的统计聚类算法和简单多光谱分类融合在一起，使聚类更准确、客观。

非监督分类方法虽然不能给出样本的有关描述，但是它的快速简单性，且具有很高的精度，在实际的遥感图像处理中，常把它作为监督分类的重要补充手段，对样本进行更为正确合理的类别划分[1,2,3,21]。

3.人工神经网络分类方法

人工神经网络系统是以模拟人体神经系统的结构和功能为基础而建立的一种信息处理系统，属于人工智能范畴。关于人工神经网络的分类方法早在60年代就开始进行研究，从单一的反向传播(Back Propagation)网络发展到模糊神经网络、多层感知机、Kohonen自组织特征分类器、Hybrid学习向量分层网络等多种分类器。除了神经网络自身分类器的改进之外，专家们还研究了神经网络与其它处理技术相结合的方法，以更好地提高分类精度，在使用神经网络方法的同时，引入分维向量来强化输入模式在纹理特征上的信息表达，使总体识别精度更上一层楼[22]；将神经网络技术与分层处理技术相结合提出并设计了分层神经网络分类方法[23]。许多研究实验表明，神经网络在数据处理速度和地物分类精度上均优于最大似然分类法，容错能力强，对不规则分布的复杂数据具有很强的处理能力，而且它能够促进目视解译与计算机自动分类的相结合[24]。

4.基于符号知识的逻辑推理分类方法

基于符号知识的逻辑推理遥感分类方法是在传统基于地学规律的分类方法基础上，通过对地学知识进行符号化表达和形式化逻辑推理的过程，来实现信息的判别，一定程度上能真实地反映地学分布规律。但是，由于遥感信息模糊、复杂的特点，很难用结构化、符号化的地学知识来表达蕴涵的土地覆盖规律及其动态发展的过程，而且遥感影像包含的信息量巨大，用串行的符号逻辑推理的处理方式进行影像分析，效率不高。近年来，在遥感分类应用研究中，开始尝试基于知识的逻辑推理分类方法和建立专家系统来进行遥感分类工作[25]。

5.基于知识发现的分类方法

遥感成像是从多到少的映射，是个确定过程，而影像解译是从少到多的映射，是个不确定过程，无法从数学上直接求得确定解，因此需要依赖于人的知识给出假设和约束，以求最优解。从信息论的角度说，因为遥感成像过程丢失了信息，或由于加入噪音而减少信息量，使得遥感影像所携带的信息量不足以表达人们所希望求解的诸多地理对象内在的不确定度。因而在遥感影像解译时，有一个重要的地学处理过程，包括两个方面，一是把遥感未带回的信息再补上去，即补充其它地学相关的信息；二是根据影像信息进行地学分析，来推断出影像上未反映的信息。这些都需要地学知识的支持，计算机领域中人工智能的出现，使得基于知识的专题信息提取成为可能。如何把地学专家用于目视解释的知识定量化表达，并参与计算机处理，成为从根本上解决信息提取的问题。故人机交互的后一阶段已转入基于知识的图像信息提取，采用交互式输入某一层次的知识信息，来对目标进行有效地识别。

基于知识发现的遥感专题信息提取是遥感专题信息提取的发展趋势之所在，基本内容包括知识的发现、应用知识建立提取模型，利用遥感数据和模型提取遥感专题信息。在知识发现方面包括从单期遥感影像上发现有关地物的光谱特征知识、空间结构与形态知识、地物之间的空间关系知识。其中，空间结构与形态知识包括地物的空间纹理知识、形状知识、以及地物边缘形状特征知识；从多期遥感图像中，除了可以发现以上知识外，还可以进一步发现地物的动态变化过程知识；从GIS数据库中可以发现各种相关知识。在利用知识建立模型方面，主要是利用所发现的某种知识、某些知识或所有知识建立相应的遥感专题信息提取模型[25]。

6.专家系统分类方法

专家系统也是人工智能的一个分支，它采用人工智能语言，根据某一领域的专家分析方法或经验，对地物的多种属性进行分析、判断，从而确定各地物的归属。

利用现有的统计分类技术进行预分类，并检测出“不确定”像元，然后综合光谱、地理、土壤类型、早期判别结果、目视判读经验等各种知识和信息，充分发挥专家系统的推理判断能力，对“不确定”像元的类别作进一步判别，使得整幅影像的分类精度得到改善[26]。专家系统方法由于总结了某一领域内专家分析方法，可容纳更多信息按某种可信度进行不确定性推理，因而具有较强大的功能。在利用 DTM 和 TM 数据进行林区分类时，实验证明由专家系统分类器得到的结果要比常规分类法的精度高。

决策树和决策规则方法，是专家系统分类方法的一种。它以神经网络判断事物的原理，把专家的知识应用到了逻辑推理和准确决策上，将过去单一的判断、主观判断更加合理化、逻辑化和客观化，并充分吸收了区域研究专家的思想和区域工作经验[27]。

7.纹理分析分类方法

通过对遥感影像进行纹理分析，提取地物的空间结构信息，这种方法称为纹理分析分类方法[28]。目视解译与自动分类相比的优点之一，就是可以通过影像上所呈现的形状与纹理来识别地物。以往的纹理分析，多数利用的信息是单一像元本身的光谱信息，或像素周围一定邻域（窗口）内的纹理属性。而面向对象影像分析中的影像对象层次结构提供了子对象分析，从给定的影像对象的子对象结构中，可以获悉这个影像对象的形状和纹理，这种技术要比单一像素与窗口的纹理分析要具有更多的灵活性与实际意义。

1.4 传统方法在高分辨率卫星影像分析中面临的问题

基于像元的传统分类方法是以遥感影像的光谱特征为主要依据的。我们熟知的MODIS、Land-sat、中巴资源1～2号卫星等多光谱遥感数据，一般都具有6至7个，甚至更多波段，各类地物的光谱依据较为充分，或者说此类遥感数据的光谱信息较为丰富。因此，以光谱特征为主要判据的传统分类方法应用于这类数据往往能取得较好的分类与识别效果。

前已述及，高分辨率遥感影像能精细地记录了地面目标的细部特征，纹理与边缘轮廓信息非常丰富、清晰，甚至达到了“写真”的程度。但高分辨率遥感影像的光谱分辨率较低，特别是融合后的真彩色遥感影像，只在可见光范围内拥有相对较弱

的光谱信息。这就为以光谱信息为主要依据的基于像元的传统分类方法带来了挑战：目视判读"一目了然"的各类地物，用传统的分类算法却难以取得满意的分类和识别效果。归纳起来，原因在以下几个方面：

(1) 高分辨率影像减小了单个像元中地物类型的混杂程度，降低了影像的综合程度，从而使得相同类型的地物在影像上表现出更多的类型和差异，对于基于像素级别光谱信息分析的传统方法而言，这增加了分类的难度；

(2) 高分辨率影像与中低分辨率卫星影像相比，增加了很多地物细节的信息，如阴影、未进行正射变换的影像中存在的建筑物侧立面等，这些细节中包含了很多的信息，例如，可以在没有立体像对的情况下，利用高分辨率影像中阴影等信息估算建筑物的高度。但在面向像素的方法指导下，这些信息往往会干扰分类的结果；

(3) 由于影像细节信息增加，影像综合程度降低，噪声干扰对分类结果的影响增加；

(4) 传统方法处理得到的分类结果往往过于破碎，分类结果中会有很多类似噪声的像元出现。虽然可以通过上下文分析等基于窗口的操作进行改进，但考虑到高分辨率影像中每个像元代表的地物尺寸，这些操作不得不采用很大的窗口来进行(尽管这样的窗口代表的实际地物尺寸未必会比一个TM影像像元更大)，这就极大的增加了数据处理的运算量，甚至在某些特殊情况下，因为储存和运算量过大或由于噪声干扰而无法达到迭代终结条件而不可实施；

(5) 虽然高分辨率影像的高时间分辨率为动态监测地表环境的运动变化和人类活动提供了可能，但传统的面向像素的影像分析方法难以对地理信息数据库进行实时更新。

除了上述这些问题外，传统方法对地物形状、结构等信息的分析很少涉及，这也成为制约遥感应用的主要瓶颈之一，不能真正发挥高分辨率遥感影像的优势，造成了潜在信息资源的浪费。因此，对高分辨率遥感影像的解译和处理必须根据其特点采取新的技术方法，建立起图像数据与目标特性之间的物理——机理联系，而不仅仅是统计联系，才能充分挖掘高分辨率遥感影像所包含的信息，这是高分辨率卫星影像信息处理成败的关键。

如前所述，传统的遥感影像信息提取技术，由于受其空间分辨率的限制，只能依靠图像像素的光谱特征来提取信息。从分类技术上来讲，不论是监督分类或者非监督分类，都是依靠像素不同光谱数据组合在统计上的差别来进行。这种以单个像

素为单位的分类方法过于着眼于局部而忽略了附近整片图斑的纹理、结构情况，从而严重影响了影像识别的准确性。对于高空间分辨率遥感图像来讲，其结构、形状、纹理和细节等信息非常突出，而光谱分辨率相对较低，因此，在分类时不能仅依靠像素的光谱统计特征，更多的是要利用其几何信息和结构信息，应该也必须采用全新的遥感影像理解与分析技术，这是高分辨率遥感影像向传统遥感影像处理技术提出的变革要求。

1.5 本文研究的主要内容

针对传统的基于像元的遥感分类算法难以适应高分辨率遥感影像的情况，许多考虑地物空间特征的遥感影像分类方法得以发展，如支持向量机、上下文分类、纹理分类等。在分类过程中,考虑了地物的纹理、形状、尺寸等空间特征,以像元的空间特征辅助光谱信息,以提高分类精度[29]。但这些方法就其本质还是基于影像像素层次的分类,不能从根本上适应高分辨率遥感影像的信息提取[30]。虽然利用纹理等信息可以辅助分类,然而在很多情况下,只有图像被分割为同质对象时,图像分析的结果才有意义[31,32]。

本文正是关注了面向对象的分类思想，在深入讨论面向对象的遥感影像分析、遥感影像多尺度分割及其参数选择、面向对象的分类策略与方法的基础上，以张家界核心景区为实验区域，将面向对象的分类技术应用于景观信息获取。

本文将致力于两方面的景观信息获取。一是景观生态学信息获取：深入研究景观基本要素的光谱特征与纹理结构特征，针对不同景观要素，采用多尺度分割策略，准确把握分割尺度与颜色、形状、紧致度、光滑度等参数的选择，从景观生态学角度，实现景观要素的精细分类与信息提取；二是景观形态学信息获取：张家界核心景区以峰林地貌著称于世，俗称“奇峰三千，秀水八百”。本研究将从峰林石柱的阴影识别与量测入手，计算和统计核心景区的“峰林石柱”个数与相对高度，初略描述张家界核心景区的景观特征。

1.6 本文的结构安排

论文共分六章，组织结构及安排如下:

第一章介绍了遥感的现状及其发展，重点讨论了高分辨率遥感的影像特征及其

应用，由此引出传统的基于像元的遥感分类算法在高分辨率遥感影像分析和应用中面临的问题。最后指出了本项研究背景与意义。

第二章全面介绍了面向对象遥感影像分析方法的原理和关键技术，并与基于像素的传统方法进行对比，指出了面向对象分类方法的优越性，并在此基础上论述了遥感分类技术的发展趋势。提出本文研究重点—面向对象的信息获取。

第三章介绍了面向对象分类思想的关键技术—影像分割及其参数选择。详细讨论了多尺度影像分割、分割参数、波段权重等确定和选择。

第四章介绍了面向对象的遥感分类方法。以德国ECognition Imaging公司开发的面向对象的分类软件eCognition为平台，系统介绍了模糊集与隶属函数、类层次结构创建、分类策略与规则等关键算法及其实现。

第五章与第六章重点介绍本次实验与结果。以张家界核心景区为例，采用2.5米空间分辨率的SPOT5融合影像，成功获取了包括森林植被和各种土地利用类型的23类景观生态信息；通过对“峰林石柱”阴影的精细提取，间接得到了景区内峰林个数、高度及其空间分布信息。在回顾与比较基于像元和面向对象的遥感分类算法的基础上，给出了总结与展望。

第二章 面向对象的遥感影像分析

2.1 引言

传感器技术的发展使得更高分辨率数据获取成为可能，人们常常以为高分辨率的影像能保证提取高精度的地物类别信息，其实不然，因为遥感信息分类精度取决于混合像元数目与类别内部光谱变异这两个因子。空间分辨率的提高，对于大面积纹理均一的地物来说混合像元数量减少，分类精度得以提高；而对于光谱空间异质性大的地物来说，类别内部的光谱响应变异增大，降低类别可分性，分类精度反而降低。因此对于特定的研究对象，应当选择适当的影像分辨率进行分析研究，实现真实反映区域内对象空间分布结构特征的目的。

遥感影像分析的目的是反映、解释、量化与描述地表模式，如何建立与现实世界相匹配的地表模型是遥感影像分析需要解决的关键问题。多年来人们仍然依赖于70年代发展起来的基于像元的影像分析方法，用像元为基本单元解释地表模型，以像元光谱特征为影像分析的主要依据，很少考虑类别内部的结构纹理以及相邻像元之间的关联信息，很难客观地提取复杂多样的地表特征。遥感影像是由空间结构上相互联结的像元组成，影像分析要求为同一研究区域内的多种地物类别提供相应的适宜分辨率的遥感影像，不同的地表特征在相应尺度的影像层中得到最优的表达，单尺度影像分析方法只反映该尺度下地表物体的固有特征，已经不能满足现实世界的三维布局与结构特征的描述。

随着计算机技术的发展与遥感应用需求的提高，近年来提出一种面向对象的多尺度影像分析技术，以任意尺度生成属性信息丰富的影像对象，以对象为基本实体，运用模糊数学方法获得每个影像对象的属性信息，实现类别信息自动提取。面向对象的多尺度分割技术采用不同的分割阈值生成多尺度影像对象，构建与地表实体相似的层次等级结构，为同一研究区域中不同地物提供多尺度影像数据，实现了固定分辨率的影像数据描述不同尺度地理特征的目的，满足了多尺度影像分析的要求。

2.2 面向对象影像分析的基本概念

什么是面向对象遥感影像分析?面向对象方法最重要的特点就是以图像分割获得的图像对象为基本的操作单元，而不是象传统的面向像素方法那样，以单个像元

为基本操作单元。通过图像分割获得的图像对象具有一定的属性，不仅包含了光谱信息(色调)，还包括纹理、大小、形状、紧凑度、上下文等从图像中提取出的附加信息，在不增加外来信息的情况下增加了分类的依据，从而提高分类的精度，使分类结果更加接近目视判别的结果。当遥感影像被分割为地物对象后，还可以建立对象之间的拓扑关系，从而有可能实现地理信息系统中的空间分析。

首先将影像按照某种相似性准则分割为一个个同质的，在空间上连续，并且具有特定专题意义的对象，然后再针对各对象进行描述，进而分类标注。这种分析方法的优势在于：一是它是以同质"对象"作为分析单元，因而可以减少像元间光谱异质性，同时也可以融合多种空间信息和上下文信息；二是它针对分割对象进行分类，因此分类过程更容易实现，速度大幅提高；三是它的分类结果常比基于像元或基于移动窗的分类结果更容易解释。

面向对象的影像分析方法为多种特征的定量化表达提供了条件，除了表达传统意义上的光谱、纹理特征外，还使许多空间形态特征包括多种多样的形状特征和空间关系的定量化分析成为可能。

对遥感影像数据进行影像分割，从二维化了的影像信息阵列中恢复出影像所反映的景观场景中的目标地物的空间形状及组合方式。影像的最小单元不再是单个的像元，而是一个个对象，后续的影像分析和处理也都基于对象进行。定义对象的光谱特征、形状特征、纹理特征和相邻关系特征。其中，光谱特征包括均值、方差、灰度比值；形状特征包括面积、长度、宽度、边界长度、长宽比、形状因子、密度、主方向、对称性，位置；对于线状地物包括线长、线宽、线长宽比、曲率、曲率与长度之比等，对于面状地物包括面积、周长、紧凑度、多边形边数、各边长度的方差、各边的平均长度、最长边的长度；纹理特征包括对象方差、面积、密度、对称性、主方向的均值和方差等。通过定义多种特征并指定不同权重，建立分类标准，然后对影像分类。分类时先在大尺度上分出"父类"，再根据实际需要对感兴趣的地物在小尺度上定义特征，分出"子类"。在面向像元的分类中，每个像元只含有光谱信息，而面向对象的分类中，每个对象则可以含有颜色、形状、大小、纹理等，信息丰富，因此，分类的依据就可以更多，分类更加灵活，精度也明显更高。下面对面向对象遥感影像分析中涉及到的基本概念和方法进行简单的介绍。

2.2.1 图像分割（image segmentation）

图像分割是将图像分割为分离区域的过程。图像分割方法主要可以区分为两类:知识驱动方法（自顶向下）和数据驱动方法(自底向上)。自顶向下方法中用户明确知道他想要从遥感影像中提取什么，但是不知道如何提取，通过对感兴趣的对象进行建模，系统尝试找出提取这些对象最佳的图像处理方法，构建的对象模型隐含的给出对象的含义。自底向上方法基于影像处理中的一整套统计方法和参数来进行图像分割，因此自底向上方法也可以认为是一种数据提取或数据压缩方法。这两种方法最根本的区别在于:自顶向下方法由于只标识符合模型的像素或区域，因此通常只能获得局部的结果；而自底向上的方法则对整个图像区域进行完全的划分，其含义与集合论中的"划分"是一样的。从生成对象以便进行面向对象影像分析的角度来看，一般采用自底向上的方法进行图像分割。关于图像分割的方法与比较研究将在第三章中进行更为详细的论述。

2.2.2 尺度（scale）

面向对象方法进行分类总是在一定的尺度下进行的，尺度表示了观测者感兴趣的信息所处的逻辑层次，在图像分割中表现为一定平均尺寸的分割结果。由于现实世界中的对象(或实体)的大小往往千差万别，处于同一逻辑层次上的地理实体常常会有很大的尺寸上的差异，而不同逻辑层次上的对象之间又存在着某种内在的联系，所以一方面对象的尺度不是固定不变的，可以也应该随问题的变化而变化；另一方面，在某一具体的问题解决中可能需要对图像进行多个尺度的分割，利用不同尺度上生成的对象及其"层"之间的关系来进行分析，在大尺度上进行宏观的划分和控制，在小尺度上对内部或局部的结构进行分析。尺度的选择对生成对象、提取目标具有非常重大的影响，在后面的章节中将就尺度问题的理论与实践进行更加深入地探讨。

2.2.3 影像对象（image object）

影像对象是影像分割的结果，是光谱信息类似的像元集合体，具有明显的空间性，对象大小取决于影像的分割尺度阈值与空间结构特征。

2.2.4 特征（feature）

遥感影像被分割为对象后，从理论上讲存在三类特征[33]:

1、内在特征:对象的物理属性，由成像区域、传感器姿态等决定。这一类的特征包括对象的色彩、纹理和形状；

2、拓扑特征:描述对象间或一景影像内部几何关系的特征。这一类特征包括左右关系、距离、包含等；

3、上下文特征:描述对象间语义关系的特征，例如公园总是几乎完全被城市区域包围。

如果进行多尺度影像分割就会产生父对象(super object)和子对象(sub object)，这样就又会衍生出一些新的特征。从分割的迭代过程来看，可以将特征归纳为两个方面:对象特征(object features)和类相关特征(class-related features)。这两类特征包含的主要类型见下表。

表2-1　面向对象方法中的对象特征层次结构

图层值 Layer values	图像对象与像素通道值相关的一些特征，反映对象的光谱特征
形状 Shape	利用对象本身或其子对象可以描述的图像形状方面的特征
纹理 Texture	纹理特征是利用数学工具根据子对象的纹理进行描述的特征
层次 Hierarchy	层次特征提供一个图像对象在整个图像对象层次结构中嵌入的信息
专题属性 Thematic attributes	当分类引入专题信息时专题层的对象具有的属性特征

表 2-2　面向对象方法中的类相关特征层次结构

与邻对象关系	描述同一图像对象层次上的对象之间的关系
与子对象关系	描述进行一次分类后现有的对象分类结果与较低层次上的对象之间的关系
与父对象关系	描述进行一次分类后现有的对象分类结果与较高层次上的对象之间的关系
隶属度	允许将不同类型的对象转换为同一类型，从而可以显式的将对象的隶属度赋予不同类型
分类为	与隶属度相似，只不过不考虑隶属度值的大小

2.2.5 上下文信息（context information）

上下文信息是图像对象之间的共同联系，是影像理解的一个重要方面。上下文信息包括两种类型:全局上下文信息和局部上下文信息。前者描述影像的状态，如成像时间、传感器、位置等；后者则描述图形区域的共同联系和含义。很显然。上下文信息为理解遥感影像和目标提取提供了很多有效的背景知识，在目视判别中人们常常有意识或无意识的使用到它们。

2.2.6 分类器(classifier)

通常分类的含义是指根据类型的描述对经过图像分割的影像中存在的所有(或部分)对象赋予对应的类型。因此，一个类型描述就是对目标类型典型的属性或条件的描述，根据对象是否满足这些属性或条件来判断目标对象是否属于目标类型。如用数据库语言来描述则可以这样表达:特征空间被分割成一些特定的区域，从而在对象和类型之间建立了一个多对一的关系。这样的结果就是每个对象都可以被赋予某一个确定的类型或者没有类型。

遥感领域中使用的传统分类器，如最大似然分类器、最小距离分类器和平行管道法等，对某一类型判断的结果是对象对该类型的隶属性，取值为0或1，表示该对象是否属于这一类型。这一类的分类器通常也被称为硬分类器，因为他们只是用一种二进制的方式来表达对象对于某一类型的隶属性。

与硬分类器相对的是软分类器，主要包括模糊系统和贝叶斯(Bayes)分类器。这一类分类器使用隶属度或概率来表达一个对象隶属于某一类型的可能性或概率，这个值介于0和1.0之间，它是由对象满足类型描述的属性或条件的程度来确定的，其中1.0表示对象完全属于某一类型，而0则表示对象完全不可能属于这一类型。这种软分类方法的优点在于：可以表达在类型描述中的某种不确定性，同时也提供了描述对象对于每一类型的隶属度的可能性，而不是象硬分类器那样只能描述是否属于某一个类型。软分类器能够更好的表达人类对世界认识的不确定部分，从而使分类的结果与人类的语言、思维方式更加接近。但另一方面来讲，虽然软分类器在结果描述上和硬分类器相比更加可靠，在很多土地利用的研究和应用中却无法使用软分类器，所以软分类器的分类结果必须“硬化”，即给出确定的分类结果。

2.3 基于像元与面向对象

在遥感应用的发展历程中，影像分析的方法主要分为两大类：基于像元(pixel-based)与面向对象(object-oriented)。像元是遥感影像中最基本的单元，像元值代表该点地物的光谱反射率，像元大小为影像的空间分辨率，表示在影像上所能识别的最小地物的真实尺寸[34]。对象是与像元相对应的影像分析实体，是光谱信息类似的相邻像元集合体，其大小由影像分割尺度与影像空间结构特征决定。

基于像元的技术在描述地表模式过程中以像元为基本单元进行信息提取，即参与信息提取的因子是像元的光谱信息，很少考虑类别内部的结构纹理以及相邻像元之间的关联信息。基于像元的分类技术是遥感影像分析的经典方法，根据传统的光谱信息统计技术，如最大似然法、最小距离法等，将像元划分到某一地物类别中[35]，多年来在理论与技术上发展得相当成熟，而且有一系列的经验分类器：人工神经网络、决策树、模糊集[36]。地物类别的空间结构形态是根据类别的属性差异 n+'聚集状分布的，因此遥感影像中的地物类别特性不仅仅表现在单纯的色彩上，还表现在形状、纹理等特征上[37]。当目标的光谱特征比较接近的时候，纹理特征对于区分目标会起到积极的作用[38]。波谱信息类似而形状、纹理信息不同的地类，(如图 2-1)：道路路面 a 和房顶 b、房顶 c 与草地 d、受污染的水体和绿色植物、农作物和林地，在影像分析中如果以像元的光谱信息量化地物类别的属性，缺乏空间信息与纹理特征对地物类别的描述，类别错分的现象十分严重，要达到一定的精度要求，需要花很大的精力来进行人工的干涉，并不可取。过去几年内遥感技术在提高分辨率、实用性与公众意识方面有了很大的进步，基于像元的影像分析方法是否适合于任何空间尺度的专题应用引起了广泛的争论[39]。

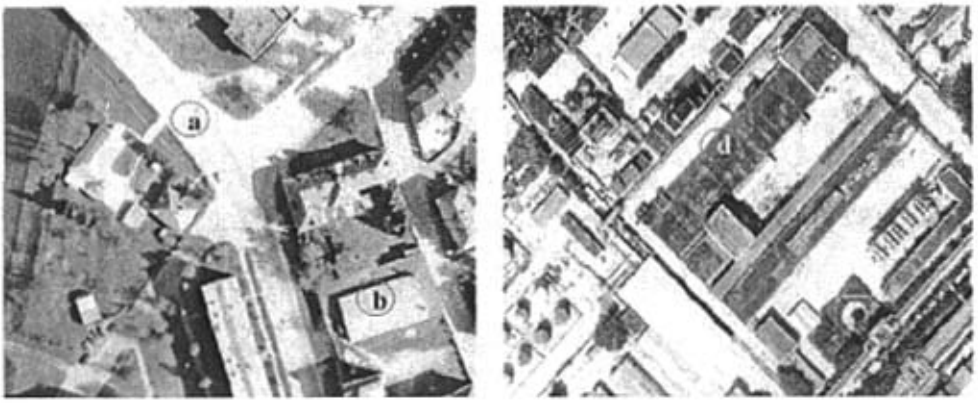


图 2－1 光谱信息类似的地物

回顾当前一些基于像元的技术方法如线性混合法、模糊集合法或神经网络分类器[40-42]及其它发表的文章，基于像元的影像分析方法在遥感应用中的局限性不可忽视，而且随着分辨率的提高，局限性越加严重。尽管像元作为遥感影像的一种重要且必需的实体是不容质疑的，克服基于像元方法局限性的途径之一是根据邻域、距离与位置的概念提出另一种与像元有区别的实体进行影像分析，这种实体就是基于像元所建立的空间模型：影像对象(image object)，相应的影像分析方法是以影像对象为基本实体的面向对象方法。

在影像分析领域中面向对象是相对较新的方法，术语"面向对象"和计算机语言(C++，也是面向对象)没有关系，只与影像分析方法本身相联系。面向对象的影像分析采用一种影像多尺度分割的法则，以任意尺度生成属性信息类似的影像多边形对象[43]，运用模糊数学方法获得每个影像对象的属性信息，以影像对象为信息提取的基本单元，实现类别信息自动提取的目的。基于像元与面向对象的影像分析方法最明显的区别是分析的基本实体，后者操作的基本实体是有意义的影像对象，而不是单个像元，参与信息提取的因子不仅是影像对象的光谱信息，还有对象的语义信息与纹理信息。

2.4 面向对象影像分析中的特征提取

将面向对象思想引入到遥感影像分析中对遥感影像分析与处理的影响绝不仅仅是在分类前增加了一项图像分割的工作。这一新方法与传统方法相比，由于指导思想的不同，在具体实现上就有了很多的区别。简单来说表现在以下两个方面:

1.传统方法处理的基本单元是像素，即使在不考虑上下文的条件下像素只是代表地面上一定大小的规则地块，对于分析来说毫无作用；而对象的出现则使得这一模型中处理单元对应于现实世界中的实体，从而为在分析中添加实体的属性提供了可能。

2.遥感影像中虽然存在位置信息，但对于传统方法而言只要光谱信息相同，任何位置的像素都会被划分到某一个确定的类型中去，分类过程与地理位置无关，换句话说就是地理位置信息在传统方法中几乎是冗余信息；而在面向对象的方法中，可以利用对象之间的关系来反映地理实体之间的关系，它是与地理位置密切相关的，对遥感数据进行了更加深入的挖掘。

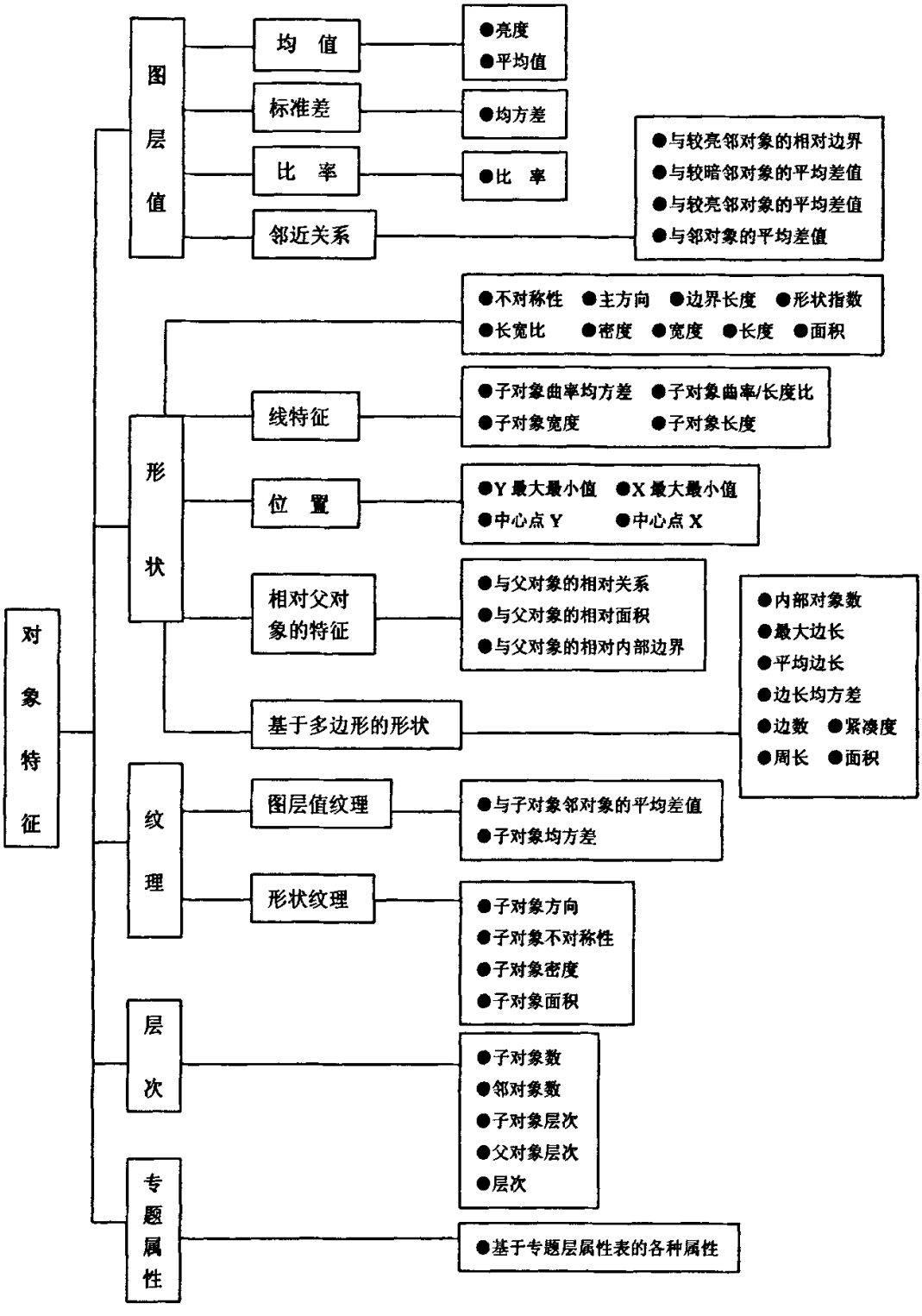


图2-2　面向对象遥感影像分析中抽取的对象特征

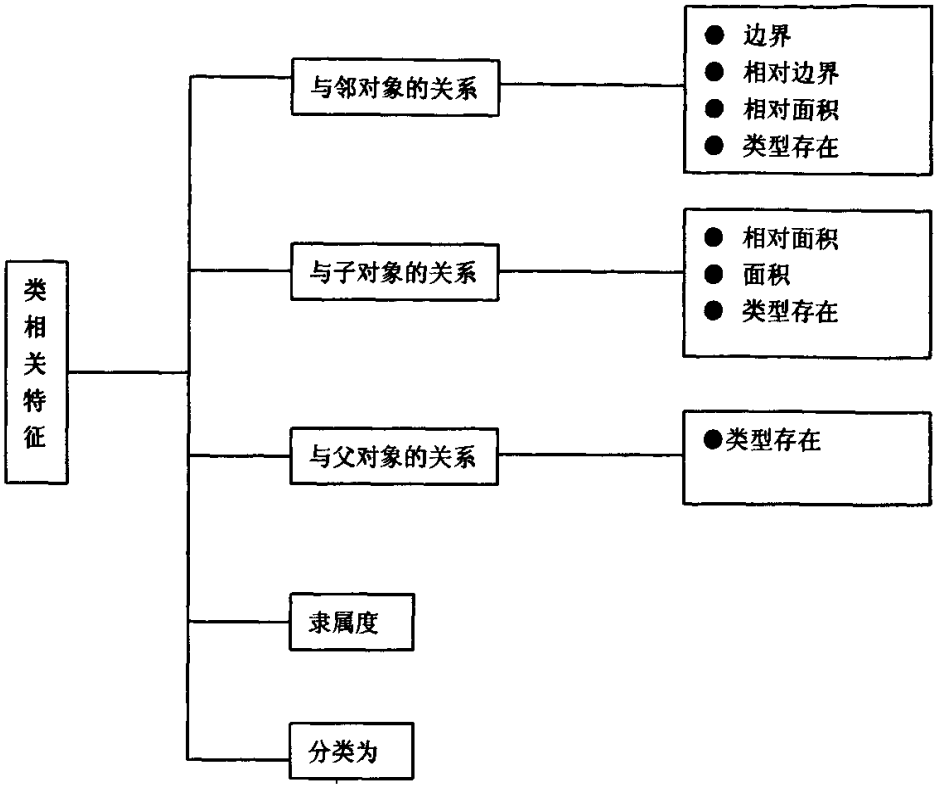


图2-3　面向对象遥感影像分析中提取的类相关特征

这两点在面向对象方法中的模式特征抽取与选择上表现得非常明显。

表2-1和表2-2对面向对象遥感影像分析中提取的主要特征的主要方面进行了概括，图2-2和图2-3则是对对象特征和类相关特征层次结构更加详细的说明。实际上特征的抽取和选择到目前为止还没有一套规范的做法来指导我们，这里提到的特征是指在面向对象的思想指导下可能提取和利用的特征，主要是参考了eCognition软件实现中使用到的各类特征并加以归纳和总结。

2.5 面向对象影像分析研究现状

传统的遥感影像信息提取方法大多是单纯基于像元的方法。基于像元的方法通过分析像元之间的关系实现对影像的分类和信息的提取。在处理低空间分辨率遥感影像时，由于影像中地物目标小，目标内部的像元比较一致，基于像元的处理可以达到比较好的效果。但是，随着分辨率的提高，遥感影像中的空间信息也更加丰富，地物的几何结构和纹理信息更加明显，基于像元的方法在处理这类影像时会显得粒

度过小，会因为过多地关注地物的局部细节而难以提取地物的整体结构信息。

针对高分辨率遥感影像的处理难点，面向对象的遥感影像信息提取方法和软件应运而生。该方法以对象为最小单元，在分类时不仅依靠地物的光谱信息，更多的是利用地物的几何形态和结构信息。其中，Feature Analyst(以下简称FA)和eCognition(以下简称EC)是目前最先进的两种针对高分辨率遥感影像信息提取的商业化软件[44]。

表2-3中列举了两种软件的部分重要指标。两者均提供了大量类似的辅助功能，但是在某些方面仍有一定差异。

表2-3 Feature Analyst 和 eCognition 的对比

软件名称	Feature Analyst4.1	eCognition 4.0
开发者	Visual Learning System , Inc	Definiens Inc
运行环境	基于 ArcGis,GeoMedia,SOCET SET,ERDAS IMAGINE 操作	独立软件
技术路线	机器学习/面向对象	机器学习/面向对象
分类算法	未公开	多种分类算法(最邻近,成员函数)
分割步骤	不需要	需要
编辑工具	利用平台的编辑工具	软件内部基于对象的编辑
变化检测	支持	不支持
三维特征提取	支持	不支持
矢栅转换	支持	支持
精度评估	不支持	支持
用户曲线	简单易用，容易上手	较难操作，须经过专业培训

从表2-3可以看出，PA和EC都提供了针对高分辨率影像的分类和提取，但前者更侧重于基于机器学习的特征提取，后者更侧重于面向对象的影像分类。但两者从设计原理、软件体系结构、分类算法等方面既存在相似点又存在不同点，归纳如下：

(1)FA主要针对一种或多种特定目标的提取(也可对整幅影像进行分类)，EC主要针对的是整张影像的分类。前者强调提取，后者更着重分类。

(2)EC 采用多尺度影像分割方法，既关注影像的纹理细节，又可关注影像的宏

观特征，避免直接分割产生的众多琐碎区域。FA 则不需要分割这个步骤。

(3)样本选择方面。PA 利用平台软件提供的工具直接对图像进行样本选择。EC 需先进行图像分割，在分割结果的基础上选择合适多边形样本。

(4)从分类的方法看，EC 利用多种分类方法，如基于样本的监督分类、基于知识的模糊分类、人工分类、自动分类，其分类器有两种：最邻近和样本函数。FA 尚未公开，但从操作样例中可以看出明显的面向对象的思想，样本分类时利用一组像元的空间关系进行处理。

(5)两者的机器学习即迭代过程相似。都是选择漏选、误分对象反复迭代定义样本对象以改善结果。

(6)两者均提供了手动、自动的分类工具。

(7)EC 提供了精度评估工具，可对分类结果的精度进行测评。而 FA 主要是根据目视解译，人工判定分类精度来迭代改善分类结果。

(8)两者分类的精度都非常好。实验结果通常都可达到 90%以上。

(9)两种软件都可保存分类学习库，用于其他影像的自动分类或批处理分类。

综上，FA 和 EC 均提供了强大的自动图像处理和信息提取功能。FA 的数据处理过程简单易用，通常看帮助文档即可操作；而 EC 的操作要复杂的多，熟练应用须经过专业培训，其用于遥感影像分析更专业。

由于高分辨率遥感影像的信息量大、纹理变化复杂、提取尺度各异等特点，决定了高分辨率影像分析技术的技术难度。在研究实践中，我们看到现有的自动提取技术的不足之处：

(1)虽然目前的软件已经利用了对象及其之间的空间关系(形状、大小、位置等)来判别复杂目标，但对高层次语义知识的利用水平还有待进一步提高，目前还在相当程度依赖人为性和主观性，如 FA 和 EC 的实验中，设置的样本对象不同，往往导致分类结果有较大差异；

(2)统一的影像提取方法还难以实现。必须针对特定对象，采用特定的先验知识挖掘其最适合的方法；

(3)智能化、空间上下文相关的特征编辑功能弱；

(4)特征的自动归类能力弱，如几何属性(长、宽、高、面积等)和物理属性(材料、质地等)的归类；

(5)针对特定对象的搜索能力弱。目前的分析技术对于细节复杂的高分辨率影像

还只能是在小尺度下进行特定对象的分析；

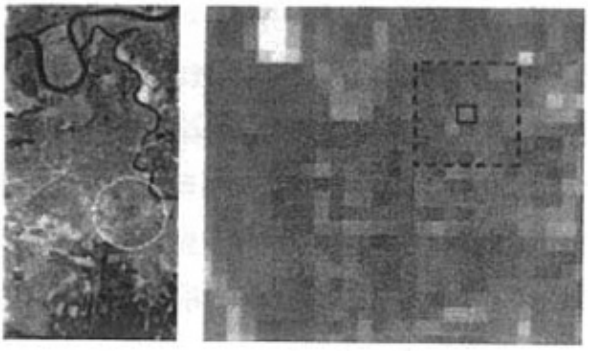
(6)针对海量数据，对象识别和查找的效率也亟待解决。

面向对象的思路已成为高分辨率遥感影像信息提取的趋势。在国内，面向对象的高分辨率遥感影率信息提取的软件产品仍属空白。面对日益巨大的遥感高分辨率影像，借鉴FA和EC面向对象的信息提取思路，灵活运用地物对象的几何信息和结构信息(颜色、尺寸、形状、结构、纹理、阴影、空间关系)，并加载人的思维，构建知识库，以提高影像信息提取的精度和效率。在此基础上开发国内遥感影像信息提取软件，已是迫切需要。

2.6 面向对象的影像分析技术发展趋势

随着矢量GIS的成功，人们在使用数据过程中习惯于以矢量多边形对象来表达地理信息。遥感影像作为GIS数据库的重要来源，以栅格形式表示，因此遥感影像与GIS信息之间在数据格式方面存在很大差异。基于像元的影像分析结果以栅格的形式来表示成果信息，严重阻碍了遥感信息和矢量GIS之间的集成。面向对象的影像分析方法则直接提供矢量成果信息，从而大大减轻了遥感与GIS数据集成的负担。

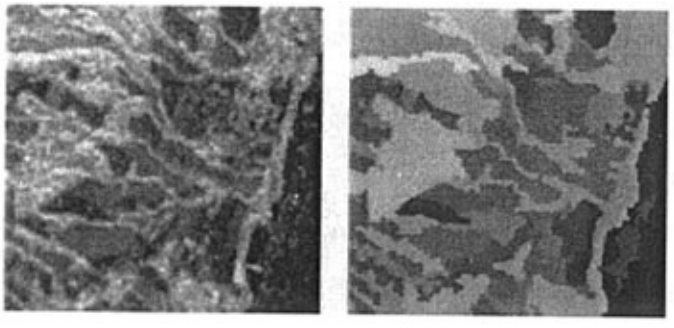
对于影像分析来说，基于像元的信息提取是根据地表一个像元范围内辐射平均值对每一个像元进行分类，这种分类原理使得高分辨率数据或具有明显纹理特征的数据中的单一像元没有很大的价值。影像中地物类别特征不仅由光谱信息来刻画，很多情况下，高分辨率或高纹理影像数据通过纹理特征来表示。图2-4是城区的TM影像，一个像元代表地面30×30米的面积大小，包含的信息是城市环境多种信息综合的结果，而不是单纯一种地物的光谱信息。此外背景信息在影像分析中很重要，举例来说，城市绿地与某些湿地在光谱信息上十分相似，在面向对象的影像分析中只要明确城市绿地的背景为城市地区，就可以轻松地区分绿地与湿地，而在基于像元的分类中这种背景信息几乎不可利用。另外，分割过程中，像元合并为同质的影像对象，使得影像的信噪比得到显著的改进，得到了更为清楚的分类结果。如图2-5所示，同类地物的光谱的变化(噪声)被减少了，不同的类型(信号)之间的差异增大，增加了类别可分性，有利于不同类别的提取。



（a）　　(b)

图 2-4　像元的光谱信息与纹理

（a）为城区 TM 影像，城区中有绿地；(b)是 a 中圆圈内的城市绿地



（a）　　(b)

图 2-5　两种不同的影像基本实体

（a）像元为基本单元；(b)对象为基本单元

面向对象的影像分析技术早在 20 世纪 70 年代就应用于遥感影像的解译中。Ketting and Landgrebe (1976)提出了同质性对象提取的优点，并推出了一种分割算法称为 ECHO (Extraction and Classification of Homogenous Objects)；Wharton(1987)设计了一种光谱知识的专家系统用于城市土地覆盖分类[45]；Matsuyama (1987)提出了一种航空影像的分析系统称为 SIGMA[46]； Ton (1991)将光谱专家系统与背景信息结合在一起[47]。Arigialis and Harlow (1990)在回顾计算机影像分类模型时说：面向对象技术促进了影像分析的发展，从基于数学与统计的方法发展为基于逻辑与启发的分析技术[48]。在以后发展起来的影像分析系统中，关于影像对象的描述常常以语义方式进行(Liedtke et al., 1997)[49]。

90 年代以来面向对象技术发展迅速，越来越多地受到遥感专题应用研究者的青睐。Willhauck and Schneider et al. (2000)使用两种方法对 SPOT 数据与航空影像数据进行森林类别的识别：常规的目视解译方法、面向对象的方法，结果表明面向对象的分类方法优于传统的目视解译，而且分类数据可直接进行动态监测变化的定量分

析[50]。Hofmann (2001)在面向对象的分类方法中利用影像对象的光谱、纹理、形状与背景信息识别 IKONOS 影像中的非正式居民地，得到的分类结果有较高的精度[51]。Benz et al. (2001)采用面向对象的模糊数学分类方法对极化雷达数据进行植物细节的分析，参与分类的对象属性有熵值、各向异质及不同波段的光谱差值等[52]。Bauer etal. (2001)对奥地利维也纳市进行航空影像土地利用分类，表示目视解译能取得一定的精度，但速度很慢，所以采用面向对象的计算机自动分类技术，该方法速度快、精度高，是高分辨率影像自动分类的理想选择[53]。Hofmann et al. (2001)在对 IKONOS 影像中提取建筑物与道路时使用了附加的高程信息[54]，即在对影像分类时 DEM 作为其中一个专题层参与分割，有助于对建筑物与道路的形状作出更正确的判别。Sandeet al.（2001）利用 IKONOS 数据进行洪水灾害评价，灾害评价考虑众多要素，如道路、建筑物与耕地，这些地类在空间与光谱上有很大差异，通过影像对象的语义信息及对象之间的相互关系的描述来识别这些类别是很有效的方法[55]。Willhauck et al. (2002)采用面向对象的影像分析方法，集合了多种数据如 ERS SAR 影像、植被图及 NOAA 数据完成了印尼在 1997 与 1998 年严重森林火灾后的制图任务[56]。

综上所述，面向对象的影像分析技术是在空间信息技术长期发展的过程中产生的，在遥感影像分析中具有巨大的潜力，要建立与现实世界真正相匹配的地表模型，面向对象的方法是目前为止较为理想的方法。

第三章 影像分割及其参数选择

3.1 影像分割

面向对象影像分析有两个独立的模块：对象生成与信息提取[57]。对象生成是采用分割技术生成属性和类别不同的影像对象的过程，因此很多文献中称为影像分割，在图像处理领域中常称为图像分割。一般来说，影像分割分两个步骤：首先对整个影像进行尺度空间的构建，即根据所预设的尺度分割参数，将影像中的像元划分为不同亮度值的区域，然后再根据其他的分割参数提取出不同的对象多边形。对每一种面向对象的影像处理方法来说，成功的影像分割都是必要的前提。

影像分割是一项重要的图像分析技术，是图像处理到图像分析的关键步骤。根据分割过程中策略的不同以及基于相邻像元一般不连续性与相似性性质，分割算法可以分为基于边界的影像分割算法和基于区域的影像分割算法。其中，基于边界的分割算法中，比较经典的算法有微分算子边缘检测和边缘拟合等；基于区域的分割算法中，比较经典的算法有区域生长、区域分裂合并法等。本文采用的分割是基于区域的区域生长分割算法，在随后的文章中进行专门介绍。

影像分割的研究多年来一直受得人们的高度重视，至今已提出了上千种各种类型的分割算法[58]，而且每年都有上百篇有关研究论文发表。近年来随着各学科许多新理论和方法的产生，提出了许多结合一些特定理论、方法和工具的影像分割算法，以生成适应不同专题需要的影像对象。尽管人们在图像分割方面做了许多研究工作，但目前尚无通用的分割理论[59]，提出的分割算法都是针对具体问题的，并没有一种适合于所有影像的通用分割算法。根据具体情况采取有效的方法，在许多特殊应用中根据待分割影像的特点，结合已知的先验知识，研究符合具体影像特性的分割模型，是提高影像分割效果的重要手段。

3.2 多尺度遥感影像分割

近年来影像分割技术在医学、电信工程、神经信息学等领域中得到了很大的发展，相应的算法也有所发展。遥感影像分割采用 Tobler 的地理第一定律[60]：把光谱信息相似的邻近像元合并为一个同质的影像对象，分割后属于某一影像对象的所有

像元都隐含地被赋予同一含义。Tobler 定律描述了像元的空间依赖性，即相邻像元具有相近光谱属性的概率很高。影像分割过程中对影像对象的空间特征、光谱特征和形状特征同时进行分割操作，因此生成的"同质的影像对象"不仅包括了 Tobler 所描述的光谱同质性，而且包括空间特征与形状特征的同质性。

由于遥感影像的多波段多分辨率特征，使得分割技术进入遥感影像分析领域中的时间还不长。其它领域的图像分割技术方法不能适用于遥感影像的分析，主要是因为遥感影像的应用有其独特之处[61]，如遥感传器所获取的数据是多光谱与多尺度的，与其它领域的全色与单波段影像数据相比要复杂得多，而且信息内涵丰富得多；作为重要的数据源，需要从中提取其它附加属性数据如 GIS 矢量数据、高程数据等；遥感数据应用必须考虑目标多边形对象的同质属性如大小、形状与光谱等；遥感应用强调实时与动态的评价，其它领域中的图像处理方法无法满足这一需求。

当前，影像分割已成为遥感专题信息提取中不可缺少的技术，如何根据专题应用尺度将相邻的像元组成有意义的影像对象并融入对象的背景信息是影像分析成功的关键。考虑到遥感影像的复杂性，为获取最佳的影像对象，在进行影像分割之前，必需充分考虑以下几个要求[33]：

（1）分割过程应该生成高度同质的分割区域，分割后的小区域具有最优的可分离性与代表性；

（2）几乎所有的影像对象属性如色调、纹理、形状与邻域关联度或多或小与尺度有一定的依赖关系，类似尺度的影像空间结构在特征上有可比性；

（3）由于影像分析问题与给定尺度遥感数据的空间结构有关系，那么分割后对象的平均大小必须与感兴趣的尺度大小相适宜；

（4）分割过程应该具有普遍性，能适用于多种不同类型的数据与问题；

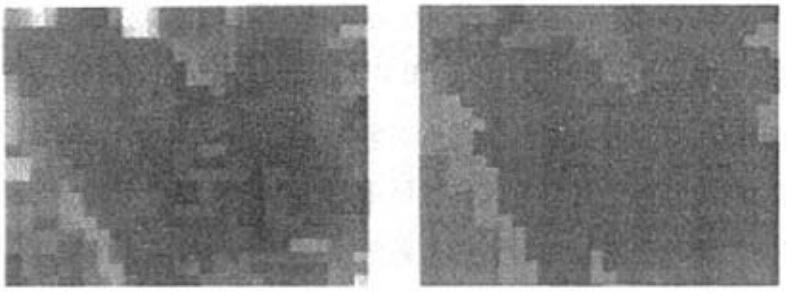
（5）分割成果应该具有再生性等。

遥感影像是由空间结构上相互联结的像元组成的对象，反映了地表物体固有尺度。要理解影像对象如何在不同的尺度域之间相互作用，就需要一种技术既能自动生成遥感影像的影像对象，又能将这些影像对象按等级结构联接起来。

3.2.1 多尺度分割概念

多尺度分割在生成影像对象的过程中压缩（抽象）高分辨率影像，但把高分辨率像元的信息保留到低分辨率的影像上，在影像信息损失最小的前提下将影像成功

地分割成为有意义的影像多边形对象[29]。影像分析的不同主题都有其特定的空间尺度，每一个主题都需要分割所生成的影像对象有最恰当的尺度来描述与传递影像的最佳信息。因此，在影像分析中总是希望在适宜的尺度上进行。多尺度分割中采用不同的分割尺度值生成不同尺度影像对象层（图 3-1），使得具有固定分辨率的影像数据可由不同尺度的数据结构组成，从而构建了一个与地表实体相似的层次等级结构，实现了原始像元信息在不同空间尺度间的传递，以适应特定的应用需要。



（a）　　（b）

图 3-1　不同分割尺度所得到的影像对象

(a)的分割尺度小于(b)的分割尺度，所形成的多边形对象明显小于(b)中的多边形对象

多尺度分割的方法考虑了地表实体格局或过程的多层次，克服数据源的固定尺度，采用多尺度影像对象的层次网络结构揭示地表特征的等级关系。影像对象的层次网络中不同尺度对象的尺寸大小有差异，但大尺度对象与小尺度对象一样为原始像元的聚合，只是聚合阈值大小不一样，而呈现不同的像元组合特征，因此大尺度的影像对象中并没有损失原始像元的信息。影像对象的层次网络允许影像信息在不同的尺度同时被表达，通过定义不同尺度对象之间的拓扑联系，更多的信息可以从影像数据中抽取出来。

固定空间分辨率的遥感影像数据在多尺度分割前，表示为同一空间尺度的类别信息，该尺度即为影像的空间分辨率，最小的影像对象就是原始的像元，此时影像不包含有意义的环境语义信息，要提取不同空间属性的类别是有难度的。当设定多个分割尺度进行影像分割后情况就不一样了，形成了由分割尺度参数所决定的影像对象层次体系，影像对象集合了像元的光谱信息、此像元与周围像元的关系信息等。一个对象层有一个固定尺度值，多个对象层则体现了多种空间尺度的地物类别属性，在不同尺度对象层提取不同属性的类别信息解决了同一分辨率的影像数据识别所有空间属性有差异类别的问题。多尺度分割的突出贡献是同一空间分辨率的遥感影像

信息不再只由一种尺度来表示，而是在同一时相可由多种适宜的尺度来描述[33]。

此外在影像对象网络层次结构中，每一个影像对象的属性信息中不仅有与其相邻对象的关系属性，还有与子对象和父对象之间的关系属性。有些对象的光谱信息与形状信息都十分相似，若以相邻对象的背景信息作为分类的一个条件，则提取就容易得多。在对层次等级的关系进行操作时，上下层次对象间的关系亦显得十分重要，可根据父对象的属性对子对象分类、根据子对象的平均属性对父对象的纹理属性分类、根据已分类的子对象的组成对父对象分类等。

在影像分割生成多边形对象的过程中，并非只有一种类型的数据参与分割，大量其他数据融合是完全可能的。如在提取农作物类别的分割中，如果能获取该区域的耕地面积矢量数据，就可作为一个专题层参与影像的分割，所生成的影像对象在感兴趣的耕地范围内，其他的土地利用类别只作为一个大的背景，这种多源数据参与影像分割与分类的方法大大地增加影像信息提取的精度与效率。

3.2.2 基于异质性最小原则的区域合并算法

多尺度影像分割采用异质性最小的区域合并算法，影像分割中像元的合并开始于影像中任意一个像元，先将单个像元合并为较小的影像对象，再将较小的影像对象合并成较大的多边形对象，分割过程中多边形对象不断增长的异质性最小，实现整幅影像在给定分割尺度阈值的情况下所有影像对象的平均异域性最小。

区域合并方法的基本思想是将具有相似性质的像元集合起来构成区域多边形，先对每个需要分割的区域找一个种子像元作为生长的起点，然后将种子像元周围邻域中与种子像元有相同或相似性质的像元合并到种子像元所在的区域中，将这些新的像元当做新的种子像元继续进行上面的过程，直到再没有满足条件的像元，这样一个区域就生成了[62]。为了保证影像分割生成的多边形对象内部的同质性与相邻多边形对象的异质性的适宜程度，在区域合并的分割过程中需要考虑两个标准：设置类似像元合并的准则与确定停止像元合并的条件，这二个标准在分割过程中控制像元的归属，因此标准设置的合理与否将直接影响分割后影像对象有效性。

区域合并算法的目的是实现分割后影像对象的权重异质性最小化，仅仅考虑光谱异质性最小会导致分割后影像对象的多边形边界比较破碎，因此常把光谱异质性的标准和空间异质性的标准配合使用。在分割前需要确定影响异质性最小的两种因子：光谱因子与形状因子，才能达到整幅影像所有对象的平均异质性最小。

任何一个影像对象的异质性值 f 是由四个变量计算而得(公式 3.1)：w_{color}(光谱信息权重)、w_{shape}(形状信息权重)、h_{color}(光谱异质性值)、h_{shape}(形状异质性值)。W 是用户定义的权重，取值于 0-1 之间，且 $w_{color}+w_{shape}=1$。

$$f = w \bullet h_{color} + (1-w) \bullet h_{shape} \qquad (3.1)$$

光谱异质性值 h_{color} 不仅与组成对象的像元数目有关，还取决于各个波段标准差(公式 3.2)。σ_c 为像元内部像元值的标准差，根据组成对象的像元值计算得到，n 为像元数目。

$$h_{color} = \sum_c w_c (n_{Merge} \bullet \sigma_c^{Merge} - (n_{obj1} \bullet \sigma_c^{obj1} + n_{obj2} \bullet \sigma_c^{obj2})) \qquad (3.2)$$

形状异质性值由两部分组成（公式 3.3)：紧致度 h_{cmpct} 和光滑度 h_{smooth}。

$$h_{shape} = w_{cmpct} \bullet h_{cmpct} + (1-w_{cmpct}) \bullet h_{smooth} \qquad (3.3)$$

w_{color} 与 w_{color} 取决于组成对象的像元数 n，多边形的边长 l 与同面积多边形的最小边长 b，见公式 3.4，3.5。

$$h_{smooth} = n_{merge} \bullet \frac{l_{merge}}{b_{merge}} - \left(n_{obj1} \bullet \frac{l_{obj1}}{b_{obj1}} + n_{obj2} \bullet \frac{l_{obj2}}{b_{obj2}} \right) \qquad (3.4)$$

$$h_{cmpct} = n_{merge} \bullet \frac{l_{merge}}{\sqrt{n_{merge}}} - \left(n_{obj1} \bullet \frac{l_{obj1}}{\sqrt{n_{obj1}}} + n_{obj2} \bullet \frac{l_{obj2}}{\sqrt{n_{obj2}}} \right) \qquad (3.5)$$

多尺度影像分割的具体步骤如下：首先设置分割参数，包括设定一个尺度阈值即停止像元合并条件；根据影像信息纹理特征及所提取专题信息要求确定光谱因子与形状因子的权重；在形状因子中，根据大多数地物类的结构属性确定紧致度和光滑度因子的权重。其次以影像中任意一个像元为中心开始分割，第一次分割时单个像元被看作一个最小的多边形对象参与异质性值的计算；第一次分割完成后，以生成的多边形对象为基础进行第二次分割，同样计算异质性值，判断 f 与预定的阈值之间的差异，若 f 小于阈值 s，则继续进行多次的分割，相反则停止影像的分割工作，形成一个固定尺度值的影像对象层。图 3-2 为异质性最小的计算流程，s 为分割尺度阈值。

在分割过程中最关键的是理解多尺度这一过程，多尺度分割并不能产生不同尺度的数据集，所有数据都来自于同一地理参考下同一空间分辨率的遥感影像数据源。

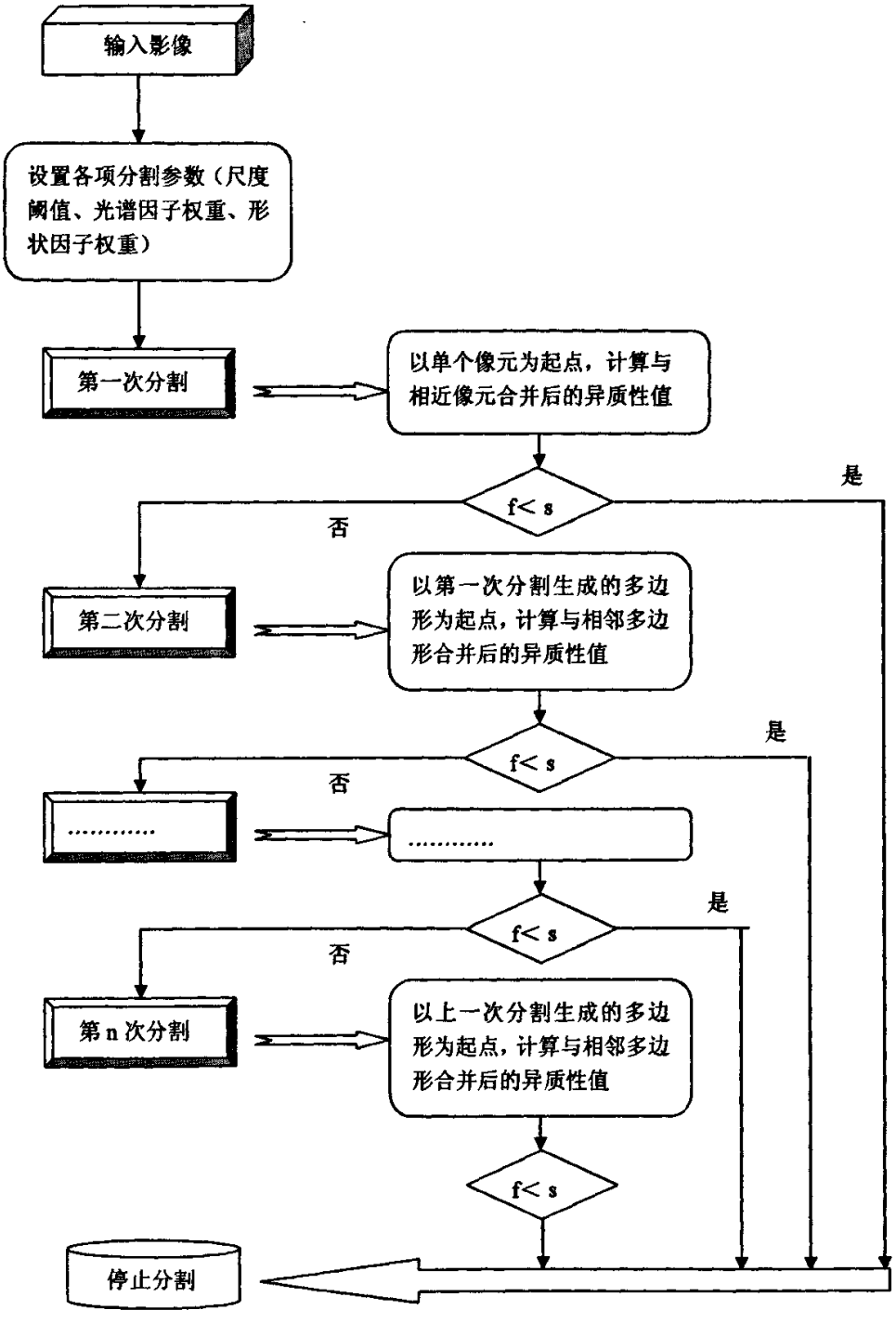


图 3-2　基于异质性最小的区域合并影像分割流程图

3.2.3 多尺度分割技术流程

多尺度分割是给影像对象一个特定的尺度，根据指定的光谱和形状的同质准则，使整幅影像的同质分割达到高度优化的程度。要达到满意的分割结果，在影像多尺度分割过程中分割参数的选定是很重要的，主要的参数有分割尺度、波段权重、均质性因子等。

1. 分割尺度的选择

影像多尺度分割中的尺度是一个关于多边形对象异质性最小的阈值，决定生成最小多边形的级别大小，与空间分辨率是两个不同的概念。多尺度影像分割表示在分割过程中可采用不同的分割尺度值，所生成的对象大小取决于分割前确定的尺度值，分割尺度值越大，所生成的对象层内多边形面积越大而数目越小，反之亦然。

为了得到满意的分类结果，影像对象就类别来说必须具有很高的均质性，这样在分类过程中容易区分，因此要避免把属于不同类别的区域合并了。由于不太可能在一个影像对象层上就可以明确的提取出代表不同类别的影像对象，建议使用不同尺度结构的对象层进行分类。

影像分割时尺度的选择是很重要的，它直接决定影像对象的大小以及信息提取的精度。对每一幅影像进行多尺度的分割都要求有其特殊的尺度，如为提取房子和树木的分割所采用的尺度明显地小于提取森林与草地需要的尺度，分割尺度不同，形成的多边形差异很大，尺度越小，生成的多边形越多，单个多边形的面积越小。对于一种确定的地物类型，最优分割尺度值是分割后的多边形能将这种地物类型的边界显示得十分清楚，并且能用一个对象或几个对象表示出这种地物，既不能太破碎，也不能边界模糊。尽管对于每种地物类型都有它最佳的尺度，但因为进行分割层之间的叠加所需要的时间很长，所以选择的分割层要尽可能的少，当然，在时间与质量之间的权衡，要根据具体情况而定。

不同的分割阈值生成相应尺度的对象层，从而构建影像对象之间的层次等级网络，该网络以不同空间尺度表示了对象多边形所包含的影像信息，每一个影像对象“知道”它的左右(邻域)以及上层对象、下层对象。分割尺度最小的对象层中包括的多边形最多，而分割尺度较大的对象层中多边形包括的像元数目就比较多，且对象数量比较小。在对象层结构安排方面，分割前的原始影像作为层次网络的最底一层，小尺度的对象层放在网络结构的底部，而大尺度的对象层放在网络结构的顶部(如图

3-3)。新生成的对象层可以放在已存在层的上面、下面或两层之间创建新的层，你也可以覆盖原有的层。每一个层以它直接的子对象为基础来构建，即上一层次较大的影像对象是由下一层的子对象合并成的。影像对象的层次网络给类别信息的提取提供了方便：影像对象的信息可以在同一时刻以不同的空间尺度被表达，因而可对它们之间的关系分类；不同的等级层次可以根据不同的数据被分割；影像对象的形状可以根据再分类的子对象进行修正。影像对象的层次网络的另一个应用是通过与各自的上层对象的关系对影像对象分类。网络结构中不同层提取相应尺度的类别信息：如层 1 主要提取乔木，层 5 主要提取大范围的退化草地。

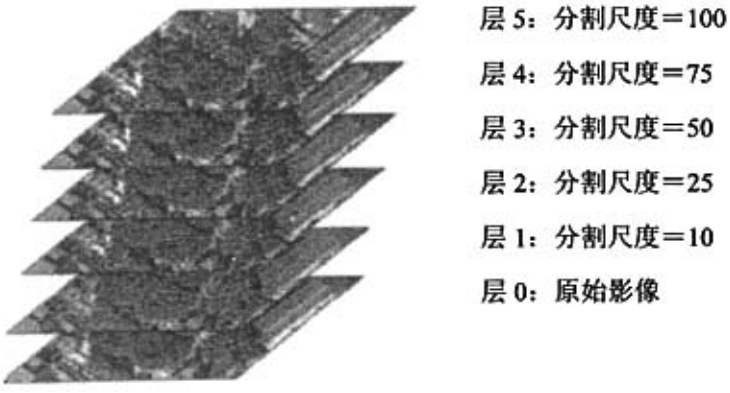


图 3-3 多尺度影像对象层

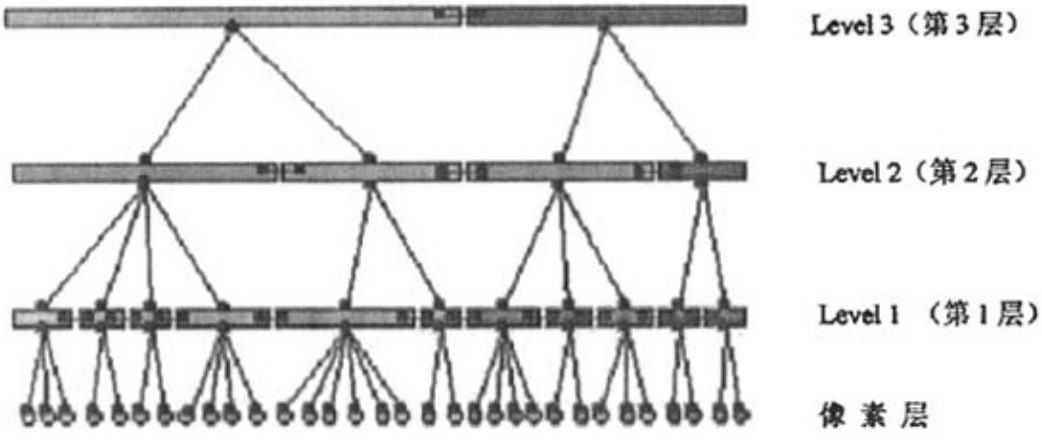


图 3-4　影像对象层次网络的抽象表

2. 空间分辨率与分割尺度

空间分辨率与分割尺度有着密切的关系，提取同一空间属性与纹理特征的类别信息，空间分辨率高的数据选择的分割尺度大，而分辨率低的数据选择的分割尺度小。这一特性是由影像分割原则决定的，高分辨率的大尺度影像对象层中多边形所代表的地面实际面积应与低分辨率小尺度影像对象层中的多边形代表的实际面积是

差不多的。

不同空间分辨率的数据与不同尺度的影像对象数据是有区别的，高分辨率的大尺度影像对象层与低分辨率的大尺度影像对象层无论在多边形形状、面积及组成的像元数上都是有差别的[63]。高分辨率数据即使用很大的分割尺度生成的对象层，并没有损失像元信息，多边形对象仍然包含原始像元的光谱信息与邻域像元所组合的纹理特征；而对于低分辨率的数据来说，其像元是经过高分辨率数据像元重采样生成的，只合成了光谱信息，并未考虑邻域像元信息，损失了大量细微的类别纹理信息。如相邻的类别:小面积低覆盖度的人工草地与小面积的黄色裸露土地，在20cm分辨率数据中分割尺度在100时，形成两个在光谱与纹理信息有区别的多边形对象，而在50cm分辨率的数据中由于重采样后像元的光谱信息损失而降低类别内部的纹理特征，设定分割尺度为10时，这两个类别还是由一个多边形表示。

空间分辨率是类别信息提取的关键，像元最原始的信息由影像空间分辨率决定，面积小的类别只能在高分辨率的数据中提取，而面积大的类别则既可在高分辨率的数据中提取，也可在低分辨率中提取。面积10M^2的房子在10cm分辨率的数据中可根据形状因子进行提取，而在50cm分辨率的数据中只由2个左右的像元组成，这两个像元是重采样结果，光谱信息已经损失许多，因像元数量太少而不体现出形状因子的作用，分割尺度10以下，背景信息非常理想也不可能进行识别。而对于大面积的类别来说情况则不一样，在高分辨率的数据中为提高识别的效率只需进行大尺度的分割即可，在低分辨率数据中因为像元的重采样而损失了部分信息，但小尺度分割所生成的影像对象仍然具有一定的纹理与形状信息，并不影响该类别低分辨率数据的提取。

背景信息与纹理特征是类别信息提取的主要因素，空间属性相同的类别在同一分辨率同一尺度下进行提取时会出现精度不一样的情况，主要原因是该类别处于不同的背景信息中；此外由于地表物体的复杂性，许多空间属性类似地物受材料、太阳角度、湿度、色彩等影响而呈现丰富的纹理特征，从而决定了数据源的分辨率与分割尺度。如在同一住宅小区有的建筑物屋顶是由纯色颜料涂刷，而有的则由不同颜色相间涂刷而成，提取两幢看起来形状与大小一致的房子时，若分辨率一致则不能采用同样的尺度，前者在尺度很小的影像层中就很明显，容易提取，而后者则需在尺度较大的影像层中提取，因为在较小尺度的影像层由多个多边形组成的。

不同分辨率的数据其分割尺度范围不同:高分辨率数据的尺度最小值较大，低分

辨率数据的尺度最小值较小，如10cm数据尺度最小值为50，而50cm数据为20,2.5m数据为10；但并非分辨率越低要求尺度最小值就越小，像元信息决定了类别信息提取的最小差异，有时分割尺度再小也不能补偿因重采样而损失的信息，2.5m,4m,10m数据的最小尺度同样为10，低于10的尺度分割生成的对像多边形对于类别提取没有任何意义，因此相对低分辨率的数据存在尺度最小值阈值。尺度最大值也有类似的现象，如lOcm数据尺度最大值为500，而50cm数据为200,2.5m数据为150；与尺度最小值不一样的是尺度最大值虽然随着分辨率的降低而线性递减，但没有阈值。

高分辨率数据中尺度阈值较大且尺度变化的范围也大，相反，低分辨率数据中尺度阈值小且尺度变化范围也小。

3. 多尺度遥感影像分析

要解决不同景观现象在不同尺度的影像数据中进行分析，首要问题在于不同尺度数据源的获取。因各种条件的限制要获得同一地区不同尺度的所有数据是有一定难度的，影像分割技术为多尺度的影像数据层获取提供可能，从而为影像的多尺度分析奠定基础。多尺度影像分割就是给影像目标多边形一个特定的阈值，根据指定的色彩和形状的同质准则，基于对象异质性最小原则，将光谱信息类似的相邻像元合并为有意义的对象，使整幅影像的同质分割达到高度优化的程度。多尺度的影像分割技术可在任何选定的尺度下进行大规模与知识无关的同质影像对象提取，并且可在任意数目通道的情况下同时工作，特别适合于高分辨率影像和影像差异小的数据。该技术在进行分割的过程中可根据不同的地物类别设置不同的分割停止阈值，从而生成不同尺度的影像对象层，与原始遥感影像不同的是分割后影像层中的基本单元已不再是单个像元，而是具有丰富空间、纹理与邻域信息的有意义对象。如果需要分析的景观地物比较复杂，其尺度效应十分明显，则分割阈值的设置就非常关键了。地物多尺度分析的数据源已通过分割技术得到了，接下来的工作就是选择合适尺度的影像层进行感兴趣地物的提取。每种地物在其相应尺度的影像层中进行提取分析，这比不同性质地物在同一尺度的数据中进行提取分析要理想得多，得到的结果也精确得多。

表3-1 描述了不同分辨率数据采用不同尺度分割的对象层次体系进行类别提取的可能。

表3-1　尺度、分辨率差异

尺度 \ 分辨率	10cm	50cm	2.5m	4m	10m
10			识别广场中单个乔木与阴影。		
20		识别单个乔木阴影、不同质量人工草地，草地的不同覆盖度可在此影像层清淅地区分出来，适合于评价城市人工草地的不同质量、监督草地的健康情况。		多边形非常破碎，基本无法提取类别信息，只有居民地中大片的草坪为完整的多边形。	
35			提取车辆与小型建筑物及其阴影、成带状分布的行道树阴影。	居民区内的影像由深浅不一的多类多边形组成，顶部白色的房子可以提取。	
50	大面积地物类别或中等面积、纹理特征明显、光谱信息有区别的类别仍由多个多边形组成，大于50个像元组成的零星乔木、单个乔木阴影基本上为较完整的多边形，因此该层适合提取小型零星乔木及其阴影。	提取小面积类别:纹理一致的成片封闭的人工草地、灌木、呈串状分布的行道树、郁闭度30%一70%与成片封闭的乔木、屋顶一致的小型建筑物、白色的硬面裸地、大部分建筑物阴影以及带状线性的树木阴影。		大片裸地、阴影、水体、道路可以提取。	提取居民地、道路、水体与大片裸地。
75		白色与浅蓝色相间的输油管道只能在此影像层中提取，尺度为50的影像层中，大部分管道在与管道平行方向的多个多边形组成，在尺度100的影像层，不少属于管道的像元被合并在周围的浅色裸地中，不能再分离。	成片状种植的草坪、顶部纹理一致与背景反差较大的建筑物。		

100	提取小面积成片封闭的人工草地、与周围环境反差较大的小型建筑物及其阴影、路面质地与湿度一致的人行道。有些人行道因路面质地的差异或湿度的不同而呈现出不同的光谱信息，难免会有相邻多个多边形对象代表一个类别的现象，如果在大一级尺度的影像层中该类别的多边形会同其它类别多边形混合在一起而无法提取，只能在这层中提取。	提取大面积的水体、郁闭度<30%的乔木、有单个乔木与阴影混合在内的封闭成片人工草地，黄色的裸土地、道路:中型单个建筑物若屋顶光谱信息一致且纹理均匀则在该层中十分清晰；大片的裸土地如果地面颜色差异大则可以被分割为几个多边形，可在后续的处理中合并为一个多边形对象。	质地一致纹理均匀的裸地与道路。	大型居民区、大面积水体与主干道在该层中多边形比较完整。	
150	中等面积有一定纹理差异的类别或面积较小纹理很一致的类别在该层中多数表示为一个完整的多边形，如:小面积的水体、覆盖度在30%—70%与成片封闭的人工草地、由小型建筑物组成的具有一定纹理特性的成片低级住宅区、成带状分布的灌木、有一定高度且密集带状分布的城防林或行道树阴影。		提取大部分裸地、成片建筑物、绿地，绿地中树林与阴影混合在一起无法分离。		
200	识别大面积分布且纹理特征较一致的类别，如:覆盖度<30%的纹理较均匀的人工草坪、大型建筑物、软硬面的裸地、阳光中清晰的建筑物阴影(隐约可见阴影内的路面或草地等。	只有大面积分布且背景信息差异大的类别才能在该影像层中提取，如大面积的水与裸地。	不同建筑物组成的住宅区、路面性质有差异的主干道。		
300	300大面积分布且有纹理特征很明显的类别:大面积水体、覆盖度<30%的纹理较不一致的人工草地、主干道。				

4. 影像波段权重的选择

遥感影像在进行尺度分割中可以根据专题应用任务中感兴趣信息的特征来设置

参与分割波段的权重。如果需提取的目标在某一个波段影像中特征明显，易于识别，则此波段的权重就高。那些对特定类别信息提取没有很大贡献的影像波段，则赋予较小的权重或权重为 0。例如在彩红外数据中近红外波段对于植被信息的提取作用很大，绿波段其次，红波段与蓝波段的贡献最小，因此分割前设置波段分割权重就不一样，近红外的权重最大为 1，其它波段的权重就可以相应小一点；在真彩色的航空正射影像图，三个波段(红、绿、蓝)对绿地覆盖信息提取中的贡献程度相似，因此影像三个波段的权重值均为 1。

如果工程中包含了不同位数的影像层，由于分割时尺度参数应用于所有影像层，则多位数的影像层提供的信息对分割结果产生的影响会更多。为了均衡不同影像层提供的信息，必须在分割过程中对每个影像层设置不同的权重，对低辐射分辨率的影像层设定一个稍高的权重。

5. 均质性因子

分割后影像的质量不仅与分割尺度、波段权重有关，还取决于两个分割属性因子：色彩与形状(光滑度、紧致度)。通常情况下色彩最重要，然而形状因子的参与有助于避免影像对象形状的不完整，从而提高分类的精度，其中光滑度用于完善具有光滑边界的影像，紧致度因子用于根据较小的差别把紧凑的目标和不紧凑的目标区分开。例如：对雷达影像进行分割时，应该考虑使用光滑度因子，目标的破损边界才能不丢失；房顶和道路的光谱信息十分相似，分割时形状因子的参与则有利于类别对象的识别。光谱信息是影像数据中所包含的主要数据，形状因子权重太高会导致光谱均质性的损失，因此在进行影像分割的过程中要遵循两条原则：一是尽可能的将颜色因子的权重值设得较大；二是对于那些边界不很光滑但聚集度较高的影像对象使用尽可能必要的形状因子。一般情况下颜色因子的权重值为 0.8，形状因子的权重值为 0.2，其中光滑度为 0.7，紧致度为 0.3。

总之在对新的影像数据进行分割时，最适宜的方法就是尝试，使用不同的参数进行分割，直到取得令人满意的分割结果。如果数据库对于简单操作来说太大的话，尝试使用一个有代表性的数据子集来加速处理过程。一旦找到了适合的分割参数，则可以把它们用于整个数据库。如果研究区域范围较大，由于遥感影像获取的状态或时相有所差异，即使对所有影像进行了色彩的平衡处理，相邻不同景的影像在色彩与亮度上还是有差异的，这种情况下影像分割的因子权重值需要作适当的调整，并不能将确定的分割因子权重值统一使用于所有的影像中。

第四章 面向对象的影像分类方法

4.1 面向对象的影像分类

传统的遥感数字图像的分类方法，都是以单个像素为单位对数字图像进行分类的，这种方法主要根据地物的光谱特性来进行分类的，即同类地物像元的特征向量将集群在同一特征空间区域，而不同的地物其光谱信息特征或空间信息特征将不同。这种以单个像素为单位的常规信息提取技术过于着眼于局部而忽略了附近整片图斑的几何结构情况，从而严重的制约了信息提取的精度。如今，高分辨率遥感卫星数据越来越多的投入应用。高分辨率卫星数据具有丰富的空间信息，地物几何结构和纹理更加明显，更便于认知地物目标的属性特征，如地物的图层值、形状、纹理、层次和专题属性，但其通常包含较少的多光谱波段，光谱特征不如空间特征丰富。采用传统的基于像素的分类方法处理信息量丰富的高分辨率数据时，会遇到极大的困难，往往会产生"椒盐"遍布，噪声影响极大的分类结果，不能够正确的提取出感兴趣的地物对象信息，造成分类精度降低，空间数据大量冗余。因而，大量的工程项目只能通过人工交互目视判读来完成，自动化程度低。由于遥感影像中的地物类型特征不仅仅表现在单纯的色彩上，还表现在形状、纹理等特征上。纹理反映的是像元灰度的空间变化特征，是分布在整个影像中某一区域内具有规律性排列的图形，当目标的光谱特征比较接近的时候，纹理特征对于区分目标可能会起到积极的作用。在高分辨率影像数据中，几何纹理十分清晰，许多波谱信息类似而形状、纹理信息不同的地类如:房顶和道路路面、受污染的水体和绿色植物、农作物和林地等采用面向像元技术进行区分，会出现十分严重错分的现象。

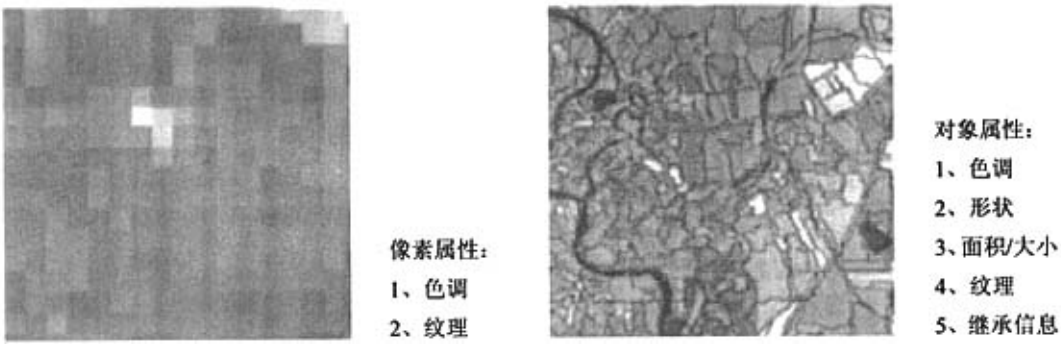


图 4-1　像素和对象所包含的信息

面向对象的遥感影像分析技术是针对高分辨率影像应用而兴起的一种新的遥感分类技术。其基本原理是分类时不仅依靠地物的光谱特性，更多的是根据像元的形状、颜色、纹理等几何特征和结构信息，把具有相同特征的象素组成一个对象，然后根据每一个对象的特征进行分类。

面向对象的遥感影像分析技术不同于传统遥感图像处理软件基于像元光谱值的分类方法，它采用决策支持的模糊分类算法，建立不同尺度的分类层次，在每一层次上分别定义对象的光谱特征(包括均值、方差、灰度比值)、形状特征(包括面积、长度、宽度、边界长度、长宽比、形状因子、密度、主方向、对称性、位置)、纹理特征(包括对象方差、面积、密度、对称性、主方向的均值和方差等)和相邻关系特征，通过定义多种特征并指定不同权重，给出每个对象隶属于某一类的概率，建立分类标准，并按照最大概率原则，先在大尺度上分出"父类"，再根据实际需要对感兴趣的地物在小尺度上定义特征，分出"子类"，最终产生确定分类结果[64]。

面向对象的遥感影像分类技术的优点:统计与纹理计算具有实际意义，使用形状因子(如长度、边数、长宽比等)、拓扑特征(如邻近物体、上层物体等)以及真实世界和影像对象之间的关系来定义对象之间的特征空间。而真实世界中物体和影像对象之间的关系提高了最终分类的结果精度，这是不能被常规的基于像元的图像分类方法所代替的[50]。

4.2 eCognition 软件简介

eCognition 是加拿大 PCI 公司的第三方产品(由德国 eCognition Imaging 公司开发)。eCognition 是目前所有商用遥感软件中第一个基于目标信息的遥感信息提取软件，它采用决策专家系统支持的模糊分类算法，突破了传统商用遥感软件单纯基于光谱信息进行影像分类的局限性，提出了革命性的分类技术—面向对象的分类方法，大大提高了高空间分辨率数据的自动识别精度，有效地满足了科研和工程应用的需要。

4.2.1 eCognition 软件的主要特点

1.以一套用于自动影像分析的基本工具为特征的集成系统；

2.采用独特的面向对象的分类方法；

3.模拟人类大脑的认知过程；

4。将计算机自动分类和人工信息提取相结合；

5.能对有纹理或低对比度数据，如卫星影像、航空影像及雷达数据进行分析；

6.针对特定影像数据或任务，易于调整影像对象的尺度；

7.透明可调的模糊分类；

8.简单高效地实现最邻近知识库的训练:点击分类(click and classify)；

9.复杂语义任务地表达及分析，上下文信息的分析以及土地利用分类；

10.同时以矢量和栅格形式表征影像对象；

11.任意数量数据层的分析；

12.多源数据融合:同时分析不同的数据类型，比如不同分辨率的数据、GIS 层、高程数据等；

13.导出分类结果多边形，用于 GIS 数据库更新；

14 直观的处理流程；

15.针对每一步骤采用不同的透明度高、易操作的界面，显示影像对象、特征及分类信息；

4.2.2 使用 eCognition 进行面向对象的遥感信息提取过程

(1)数据的输入

ECognition 可以融合不同分辨率的对地观测数据和 GIS 数据，如 QuickBird. Landsat, SPOT. IRS. IKONOS. SAR, LIDAR、航片等，不同类型的影像数据和矢量数据同时参与对象分割与分类。

①可以将来自不同格式、传感器和平台的数据结合起来

②可以融合不同空间分辨率和光谱分辨率的信息

③整合矢量文件和栅格文件

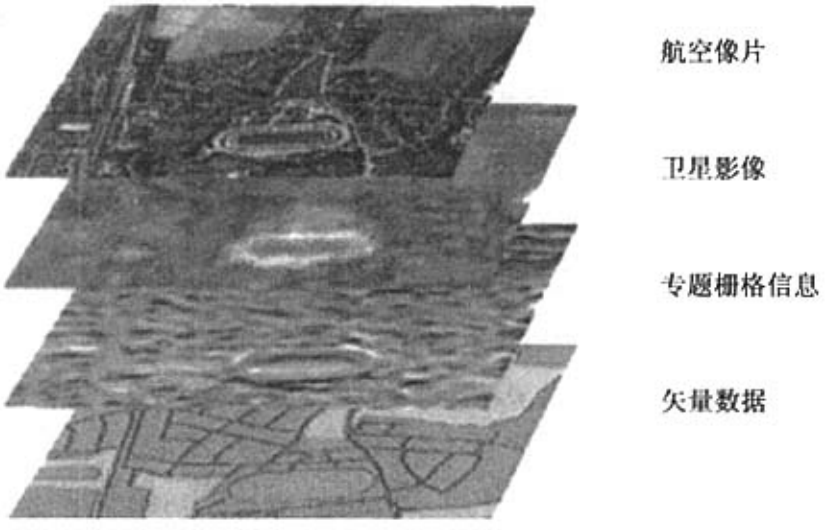
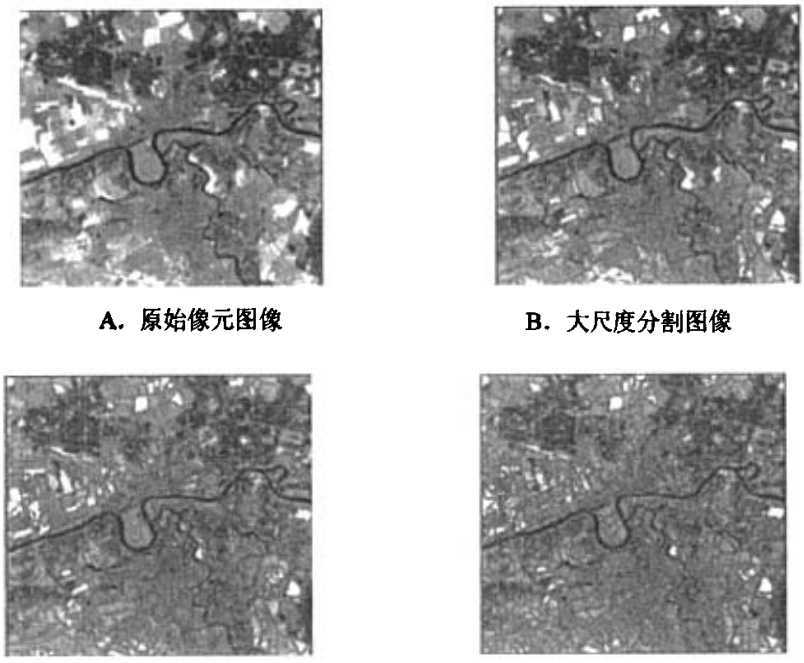


图 4-2 不同分辨率信息融合

(2)多尺度分割

将任何类型的全色或多光谱数据以选定尺度(粗、中、细)分割为均匀影像对象，形成影像对象层次网络。影像对象层次网络能够同时表征不同尺度的影像信息，精对象是粗对象的子对象，每个对象知道其上下文、邻对象、父对象及子对象。基于这种网络层次结构，对象内部之间的相互关系很容易定义。



A．原始像元图像　　B．大尺度分割图像

C．中尺度分割图像　　D．小尺度分割图像

图 4-3　不同尺度分割的图像

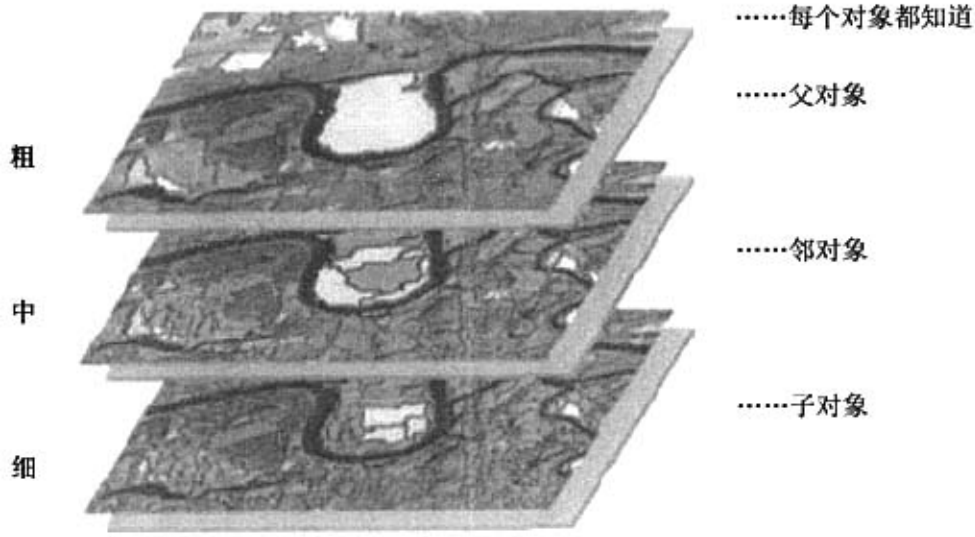


图 4-4　不同尺度的影像对象层

（3）基于决策支持的分类

eCognition 可以进行基于样本的监督分类和基于知识的模糊分类以及二者结合分类。

①基于样本的监督分类：使用最邻近分类器。影像对象通过点击训练样本来定

义，形象的称为“一点就分(Click and Class)”。

最邻近分类器 Nearest Neighbor（NN）利用给定类别的样本在特征空间中对影像对象进行分类。最邻近分类器需要对每一个类都定义样本和特征空间，此特征空间可以组合任意的特征。初始的时候，选用较少的样本，比如三个，进行分类。分类结果必然会有一些错分，但可以反复增加错分类别的样本，然后再次进行，不断优化分类结果。eCognition 有两种最邻近表达式：最邻近（NN）和标准最邻近（Standard NN）。它们的主要差别是最邻近特征空间可以对每个单独的类进行定义；相反，标准最邻近的特征空间是适用在整个工程和所有选择这个最邻近表达式的类中。标准最邻近是非常有用的，因为很多情况下在同一特征空间下区分类才有意义。

采用最邻近法运算法则是：对于每一个图像对象，在特征空间中寻找最近的样本对象，比如一个图像对象最近的样本对象是属于 A 类，那么这个图像对象将会被划分为 A 类，如图 4-5 所示。其算法公式为：

$$d=\sqrt{\sum_{f}\left[\frac{v_f^{(s)}-v_f^{(o)}}{\sigma_f}\right]^2}$$

其中：d 是指样本对象 s 与图像对象 o 之间的距离；$v_f^{(s)}$ 为样本对象的特征 f 的特征值；$v_f^{(o)}$ 为图像对象的特征 f 的特征值；σ_f 为特征 f 值的标准差。

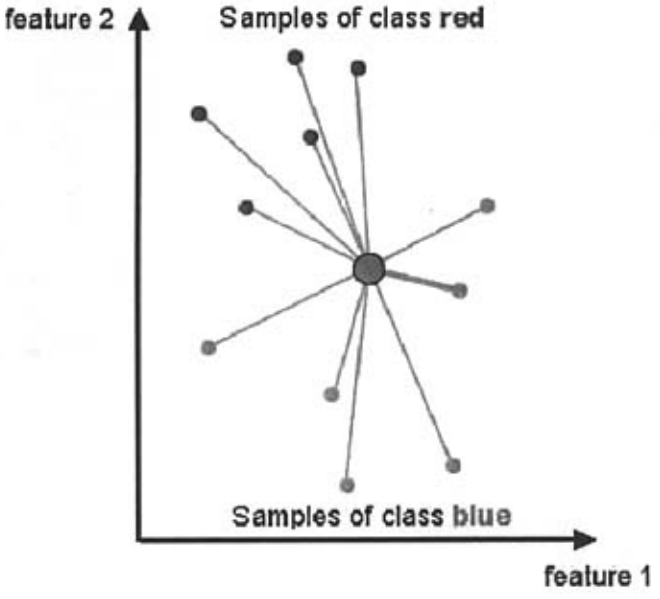


图 4-5 最邻近分类的原则

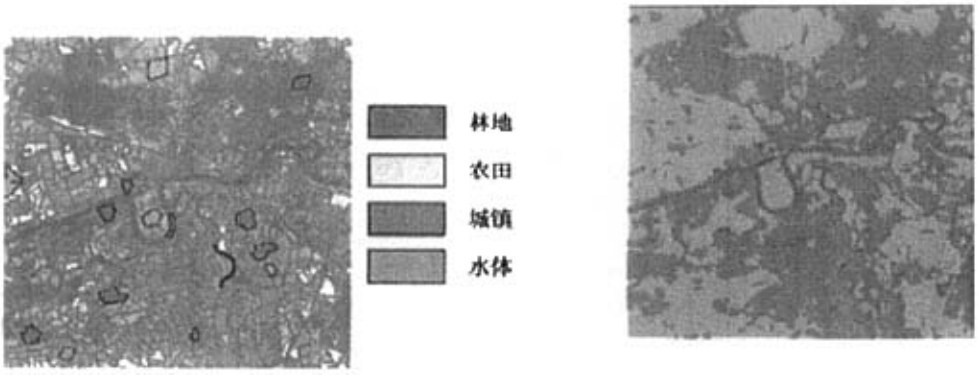


图 4-6 样本训练区(左)和分类结果(右)

②基于知识的模糊分类：用户运用继承机制、模糊逻辑概念和方法以及语义模型，可以建立用于分类的知识库。

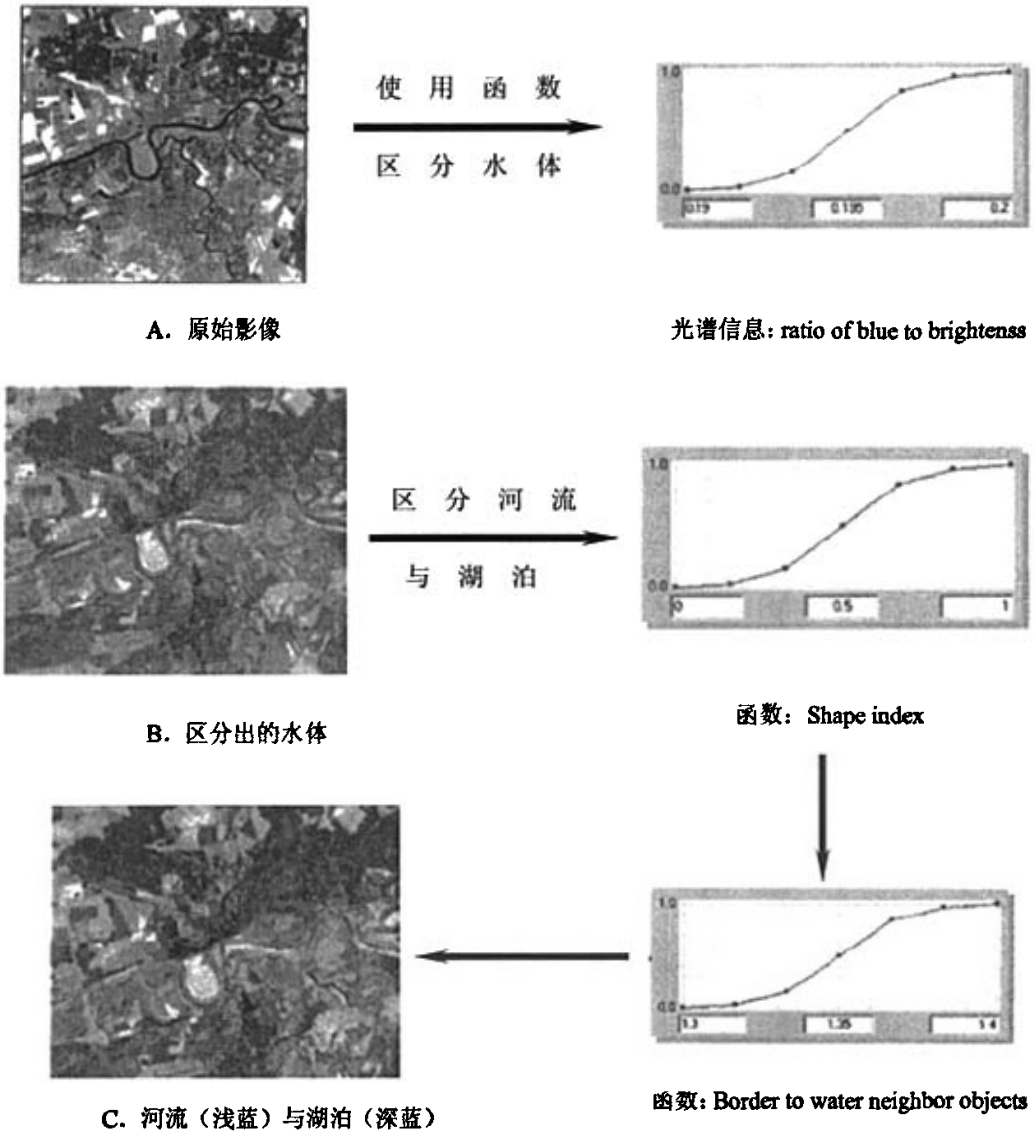

使 用 函 数
区 分 水 体
区 分 河 流
与 湖 泊
A．原始影像
光谱信息：ratio of blue to brightenss
B．区分出的水体
函数：Shape index
C．河流（浅蓝）与湖泊（深蓝）
函数：Border to water neighbor objects

图 4-7

（4）分类结果

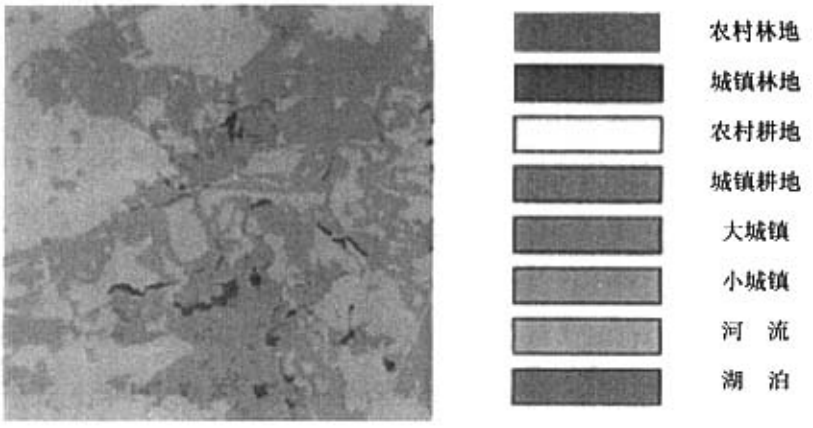


图 4-8　最终分类结果

4.3 模糊数学分类

4.3.1 模糊数学基础

扎德((L.A.Zadeh)在 1965 年提出了模糊集的概念，从而开创了模糊数学研究的历史。模糊集理论是对传统经典集合论的扩展，扩展的主要目的是克服经典集合“非此即彼”的精确二值逻辑，使得在集合元素与非集合元素之间有一个平滑的过渡，一个元素可以部分地隶属于某个集合，而不是完全属于或完全不属于集合。

模糊集与经典集合的不同之处在于明确提出了集合的隶属函数，每个元素是否属于集合或属于集合的隶属程度是通过隶属函数计算得到的[65]。

4.3.2 模糊集和隶属函数

经典集合：设 U 为论域，是一些对象的集合，对于 U 中的任意经典集合 A 可以定义一个特征，即：$C_A(x)=\begin{cases}1, x\in A\\0, x\notin A\end{cases}$

函数$C_A(x)$是从原域 U 到值域$\{0,1\}$的一个映射，通过它可以把集合 A 内和集合 A 外的元素分开。由于$C_A(x)$是一个二值函数，只能区分是或不是两种情况，适合于有明确意义的对象建模和描述，但没有区分隶属的程度，因此不适合于模糊现象的建模。

如果将特征函数推广到在闭区间[0, 1]上取值，特征函数就推广到隶属函数$\mu_A(u)$，说明x以一定的程度隶属于集合A。

模糊集合：设给定论域U, U到[0，1]的任一映射

$$\mu_{\tilde{A}}: U \to [0,1]$$

$$u \to \mu_{\tilde{A}}(u)$$

确定U的一个模糊子集$\tilde{A}$，$\mu_{\tilde{A}}$叫$\tilde{A}$的模糊隶属函数，$\mu_{\tilde{A}}(u)$叫u对$\tilde{A}$的隶属度。

模糊集合使得某特征可以一定的程度属于某集合，因为某特征属于某集合的程度由“0”与“1”之间的一个数值——隶属度(Membership Degree)来描述。把一个具体的元素映射到一个合适的隶属度是由隶属函数来实现的。隶属函数可以是任意形式的曲线，取什么形状取决于具体的分类目的，唯一的约束条件是隶属函数的值域为[0，1][66]。

4.3.3 常用的模糊隶属函数

下面给出四种常用的，定义域为实数R的隶属函数。

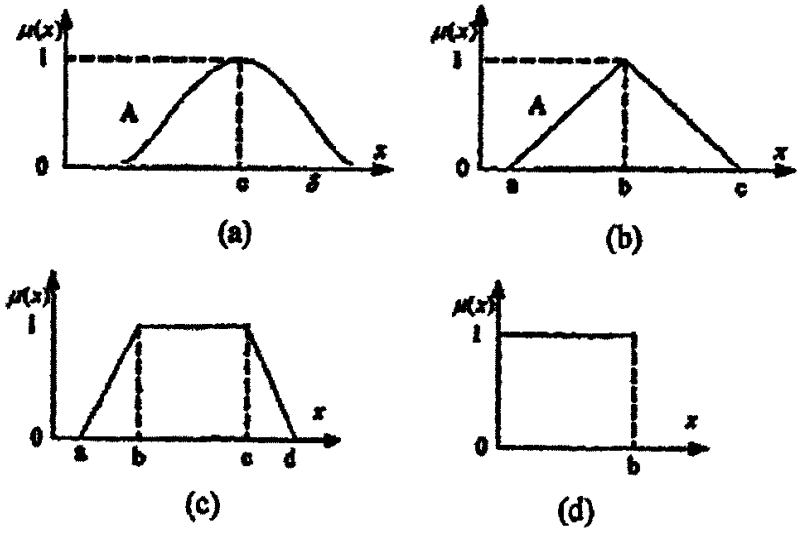


图4-9　四种常用的隶属函数

（a）高斯型　　（b）三角形　　（c）梯形　　（d）Don't Care

图4-9 (a)高斯型隶属函数具有很好的光滑性及对称性，图形没有零点并具有比较清晰的物理意义，能很好地描述和逼近隶属度函数。

图 4-9 (b)三角形隶属函数，若在设计分类器中，选用宽度固定的等腰三角形，这样隶属的特征参数可以减少到一个，便于规则产生和学习，但可能降低分类性能。若采用任意形状的三角形作为隶属函数，需要三个特征参数，可以较好地反映客观事实，可以提升分类系统的性能。但分类规则参数学习时，因特征参数较多，学习代价较大。

图 4-9(c)梯形隶属函数中，隶属度为 1 的模式 x 分布比三角形隶属函数的 x 分布要多。这个特性使得梯形更适合模糊分类器的设计，但其特征参数也多一些。

图 4-9 (d)所示，Ishibuchi 等人提出 don't care 隶属函数[67]，即在隶属函数的分布范围内的隶属度均为 I，而不在的模式 x 不列入设计考虑，如此可以精简模糊规则数量。

确定隶属函数的方法主要有三种：

第一种，根据主观认识或个人经验，给出隶属度的具体数值。

第二种，根据问题的性质，选用某些典型函数作为隶属函数。

第三种，模糊统计。模糊统计与人的心理过程密切联系，它往往是通过心理测量来进行的，它研究的是事物本身的模糊性。

隶属函数的选择是设计模糊分类模型一个关键的任务。如何确定隶属函数目前还没有成熟方法，但选择隶属函数要考虑模糊规则的产生及调整较为简便，便于实现和提高分类识别率。传统的隶属函数多以根据专家的经验知识来设计。

4.3.4 模糊分类原理

由于影像分辨率的提高，导致遥感图像中的像元很大程度上都是混合像元，混合像元分解的重要性已为遥感界所公认。近年来发展起来的模糊理论，对于分析不准确的信息或界线不明确的对象提供了有用的概念和方法。对于遥感图像的分类，模糊方法已显示出在分析混合像元、提高分类精度方面的优势。

模糊分类是一种典型的软分类，以模糊集合论为基础，针对不确定性事物的分析方法。它对一个像元分类时不像传统分类方法那样硬性地把它归为某一类，而是把此像元的类型特征值转换成 0 与 1 之间的模糊值，以此来表明对于某一特定类的隶属度。采用模糊数学分类方法有以下几方面的优点[68]： 1)特征值向模糊值的转化，实际上是一个特征标准化的过程，允许特征之间的组合，甚至是范围和大小非常不同的特征也可以组合起来；2)提供了明确的和可调整的特征描述；3)通过模糊

运算和层次类型描述，能够进行复杂的特征描述。

模糊分类法与传统分类法不同，它认为一个像元是可分的，即一个像元可以是在某种程度上属于某个类而同时在另一种程度上属于另一类，这种类属关系的程度用像元隶属度表示，通常运用模糊分类的关键是确定像元的隶属函数。

在模糊数学分类方法中，类别特征的描述是通过隶属函数(又称为成员函数)来实现的。成员函数是一个模糊表达式，是一种把任意特征值范围转换为统一的范围[0，1]的简单方法，表现为一条曲线，横坐标为类型特征值(光谱、形状等)，纵坐标为属于某一类别的隶属度(如图 4-10)。成员函数允许将信息和概念公式化，从而很容易对它们进行编辑、修改，在属性值与计算的模糊值之间建立透明的联系。成员函数库由多个代表性的类别样本对象属性值组成[25]。

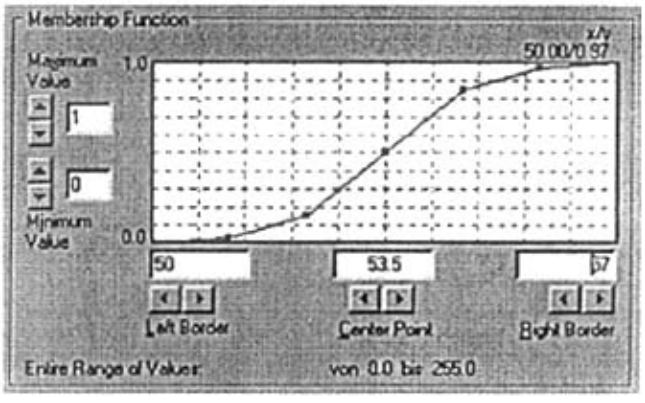


图 4-10　成员函数

模糊逻辑分类方法是一种基于知识和概念的方法，且容易使用，因此，如果仅用一个特征或很少的特征就可以将一个类同其他类区别开时，建议使用成员函数分类器；否则，应该选择最邻近分类器。最邻近分类器比成员函数能更好地处理多维特征空间的联系[33]。

4.4 影像信息提取方法

每一个多边形的各个属性值与样本函数曲线比较，若该属性值位于曲线范围之内，则获得一个隶属度，多个隶属度加权和大于其中一种类别的预设值，则该多边形确定为该类类别。每一个对象对应于一个特定类别的隶属度，隶属度越高，属于该地类的概率越大。自动分类后效果如何主要依赖于所选择的样本多边形，因此在信息提取过程中允许随时对训练区样本的属性特征函数曲线进行调整，这样将保证

不同区域内分类精度的统一。

在自动分类完成后，难免有错分与漏分的现象，分类精度的关键在于选择样本多边形是否具有很强的代表性。根据实际情况采取两种措施：一为改变样本成员函数的曲线，重新分类，直到分类达到一定的精度；二为人工参与，将漏分的多边形手动归为某种类别，错分的多边形进行类别的修改。手动分类可充分利用判读人员的知识，灵活性好，花费时间较多，并存在个人差异。在面向对象影像分析中的手动分类是基于对象进行的，而不是基于单个像元，所以无需勾绘多边形的边界，只需选好类别，点击属于此类别的对象即可，这样大大提高了目视解译的速度。

4.5 多时相、多源遥感数据复合分类方法

充分利用遥感数据多平台、多传感器、多波段、多分辨率、多时相等众多优势，在分类过程中综合运用各种遥感数据，提高地物识别率。多源数据复合已被证明是提高遥感分类精度的有效途径，是解决充分利用已有遥感信息资源的有效手段。Fdler et al (1994)制作英国土地利用图时，使用了冬夏两个时相的数据和最大似然法分类，从而提高了分类精度[69]。Curtis and Munechika (1993)提出在多光谱数据与高空间分辨率数据融合时，若保证光谱辐射的整体性，可提高分类精度[70]。近 10 年来，对雷达和光学数据、多光谱和高空间分辨率数据的融合用于土地利用的研究逐渐增多，如 SAR 和 MSS 影像、SAR 和 TM 影像、TM 和 SPOT 数据、SPOT 全色与其多光谱数据的融合等。

面向对象影像分类中允许有多种不同类型的数据参与分类，只要这些数据具有相同的地理参考，也就是说影像的大小、像元空间分辨率和矢量数据图层的大小必须是相同的。面向对象的影像分析可以轻松的实现多时相、多源遥感数据复合分类方法，只需要直接导入各种数据，然后根据需要指定哪些数据参与分割，哪些数据参与分类。由于严格的顺序继承技术使得生成的尺度层多边形边界有上下继承关系，因此对于在同一个项目中，因为数据源不同导致分割后所产生的影像对象的边界不一致。为了使所有对象多边形在分割后得到好的效果，对输入的数据源进行顺序排列是必需的。只有将不同波段的多光谱信息与权重因子结合起来参与尺度分割所得到的分割结果才是最好的，如图 4-11。只利用全色波段参与分割，不同性质的地块因为亮度值类似而被合并为一个影像对象多边形，无法单独提取(图 4-11 左图)。将

多波段信息参与全色波段分割中，则左图不能识别的地块在右图中不仅形成了单独的多边形对象，而且光谱信息有明显的差别(图 4-11 右图)。

多光谱数据与高空间分辨率数据融合是一种常用的复合方法，但这种方法不可避免地存在信息的损失现象。而在面向对象的影像分析中，无需对参与分类的数据做融合处理，在同一环境下对高空间分辨率数据进行分割，而利用多光谱数据的多光谱来进行分类就可以达到这样的目的。

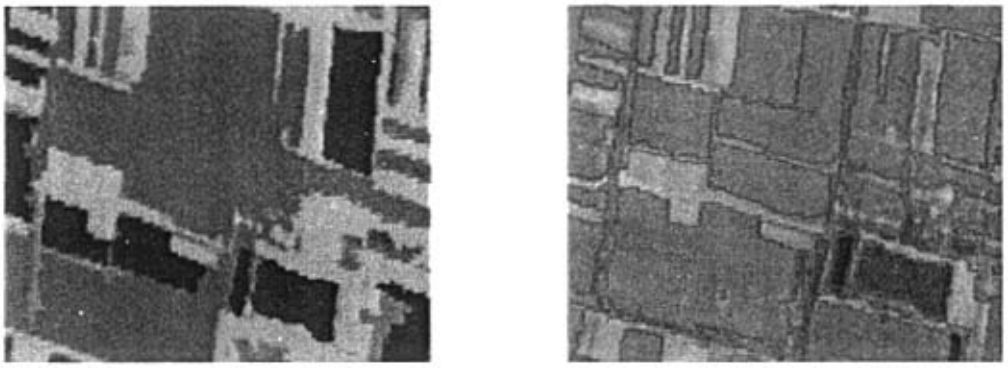


图 4-11　分割优化结果

全色影像分割（左），多光谱影像分割（右）

面向对象影像分析中的分类体系(class hierarchy)实际上就是一棵决策树。分类体系是针对某一分类任务的所建立的信息库，它包含分类任务中的所有类型，并将这些类型组织在一个等级结构中。分类体系中的每一种类型都有各自的类型描述，一个类型描述实际上是由若干个类型特征的成员函数根据一定的逻辑关系组成。依据这样的分类体系，可以轻松逻辑地组织专家知识，快速地根据决策树进行分类。

4.6 面向对象影像分类中的尺度问题

遥感影像分类中的尺度研究主要是影像的空间分辨率的选择、转换，是以像元作为影像基本实体进行的尺度研究。面向对象的影像分析技术采用任意分割阀值生成多尺度影像对象层次结构，不同尺度层的影像对象信息表现为格局与过程特征差异，实现了固定分辨率数据描述不同尺度地表特征的多尺度影像分析的目的。要保证地物类别信息提取的精度、正确反映区域格局与过程的变化特征，选择特定地物类别提取的影像分割最优尺度、将小尺度的影像对象信息扩展为大尺度的影像对象信息、了解影像信息随着分割尺度变化的效应成为面向对象影像分类中要解决的基本问题。由于影像处理的基本实体发生了变化，尺度概念也存在差异，因此与基于

像元的尺度问题相比，面向对象影像分析中尺度问题的特点发生了本质的变化。

最优尺度选择：多尺度分割技术的优势是基于一种分辨率的影像为多尺度影像分析提供层次等级结构的影像对象信息，因此在面向对象影像分析中最优尺度不仅关注于影像的空间分辨率，更重要的是生成不同尺寸的影像分割尺度。因此面向对象影像分析中最优尺度的选择包含两部分的工作：一是选择影像中面积最小类别能够识别的最大影像空间分辨率，二是当影像的空间分辨率确定下来，选择用于不同类别提取的最优影像分割尺度。面积最小类别的最大分辨率数据保证最小地物的提取精度，由于影像中有多种不同尺寸的地物类别，最大分辨率数据往往会降低多种类别间的光谱变异，反而给面积大的地物类别提取增加难度，因此并非分辨率越高类别提取的精度就越高，最大分辨率对于影像中的其它类别信息提取来说并不合适。为避免出现大面积地物类别在一种分辨率影像中提取精度降低的现象，在面向对象影像分析中提出了不同类别提取所对应的最优分割尺度概念，最优分割尺度所生成的影像对象大小与类别目标大小类似，相邻对象之间相似性最小，类别对象间的可分性增大，从而获得较高的分类精度。第一步工作类似于基于像元影像分类中类别最优尺度的选择，而第二步则是面向对象影像分析中独有的，利用对象的均值方差选择类别识别的最优分割尺度方法。

第五章 试验与结果

5.1 研究区选择

张家界核心景区是集第一个国家森林公园、世界自然遗产和世界地质公园于一身的国际风景名胜区。本次实验的区域确定以自然村（场）为单位，选择包括张家界国家森林公园、索溪峪自然保护区和天子山自然保护区的19个村（场）构成核心景区范围，总面积约180平方公里，如表5-1所示。张家界核心景区内奇峰林立，树茂林丰，沟壑纵横，峡谷幽深，浓荫蔽日，其间有翠峰3000余座，相对高度100至3 00米。本次实验采用2004年5月21日获取的SPOT-5数据，经融合得到分辨率为2.5米的真彩色影像数据，如图5-1所示。

表5-1 构成张家界核心景区的自然村（场）及其面积（平方米）

名称	面积(平方米)	名称	面积(平方米)
黄河村	7988993	中湖村	4158089
泗南峪村	6905354	袁家界茶场	55802
黄家坪村	141757017	野鸡铺村	2994465
向家台村	1458265	龙尾巴村	922727
石家峪村	5205664	张家界国营林场	1146494
天子山村	380385	抗金岩村	1255006
天子山镇园艺场	115170	张家界村	2383327
索溪峪国营林场	1835558	协合梓木岗林场	80492
袁家界村	904981	协合乡茶场	276947
天子山农垦场	134749	面积合计	**179959488**

5.2 影像预处理

遥感影像在应用前，必须进行辐射校正和几何校正。大多数用户拿到的影像已经做过辐射校正和几何粗校正。用户只需根据自己的需要进行几何精校正。当卫星遥感数据是以较大的侧视角获取，且用户对几何精度要求较高时，应采用影像所带有理多项式，并配合同名区域的DEM（数字高程模型）数据，对影像进行几何精校正，得到正射影像（DOM）。本次实验处理后的影像如图5-1所示。

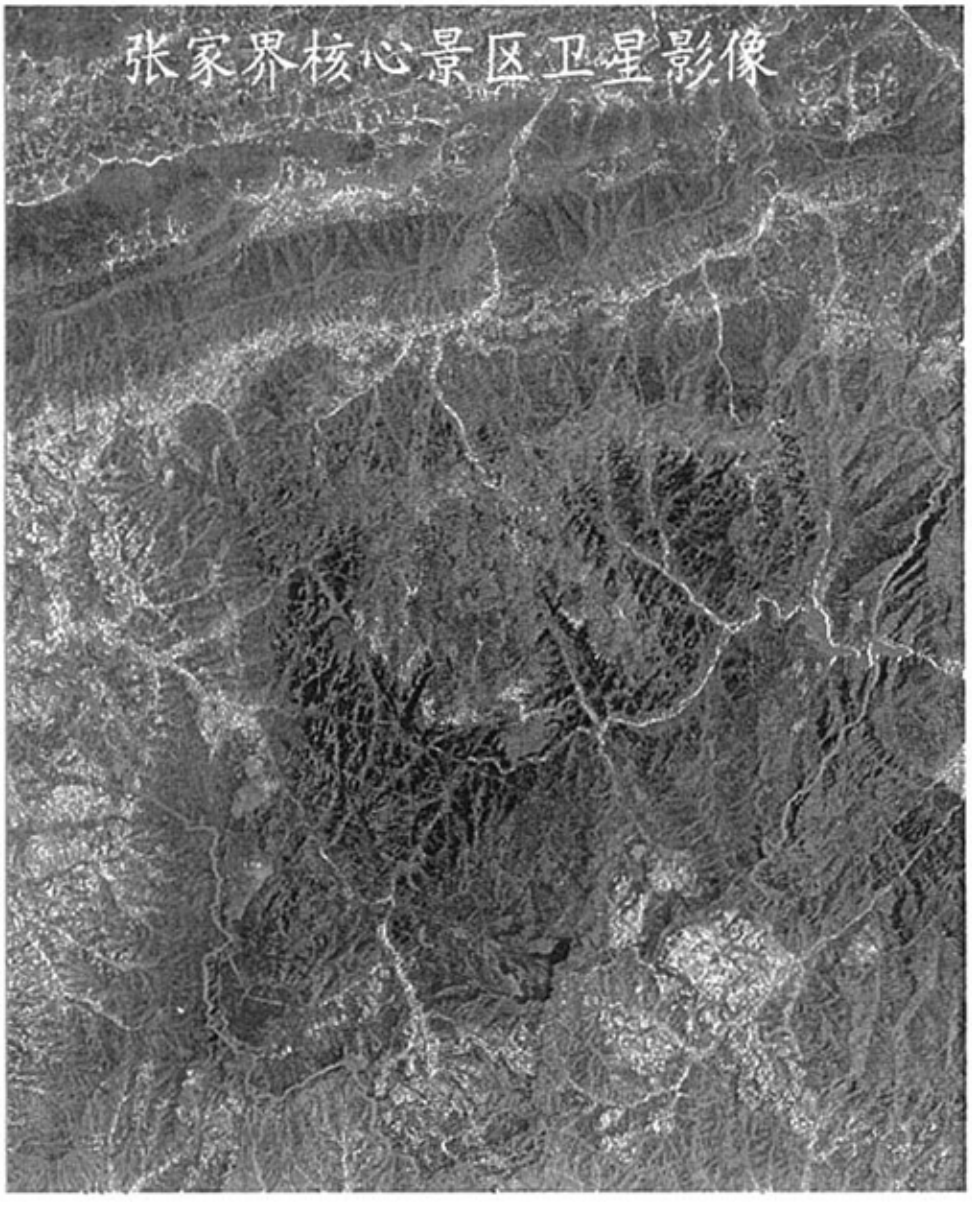


图 5-1 张家界核心景区 SPOT5 卫星影像及试验区范围

5.3 确定分类目标

对几何校正后的正射影像，选用 eCogintion 作为分类工具，进行分割与分类。

观察张家界核心景区的影像数据，结合地类特点，根据《全国土地分类》(过渡期间适用)，初步确定研究区影像景观生态信息提取类型为：水体、公路用地、灌溉

水田、望天田、旱地、建制镇、农村居民点、裸土地、独立工矿用地、坑塘水面、滩涂、特殊用地、裸岩石砾地、果园、茶园、苗圃、灌木林地、疏林地、未成林造林地、迹地、针叶林、阔叶林、竹林等 23 个三级分类类别。

5.4 多尺度分割

由于影像只有红、绿、蓝 3 个波段，考虑到各波段对地物信息提取的贡献程度近似，因此各波段以相同的权重参与分割和分类过程，权重值均赋值为 1。将核心景区边界矢量数据作为专题层导入工程，参与分割与分类。

本次研究对多尺度分割进行了一系列的尝试，通过多次改变分割参数，得到一系列的分割结果，如图 5-2 至图 5-10 所示。

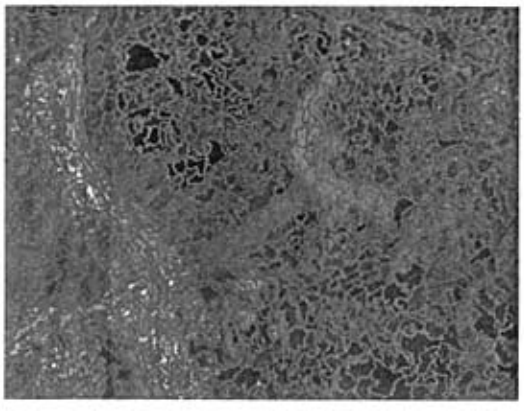


图 5-2 分割尺度 10

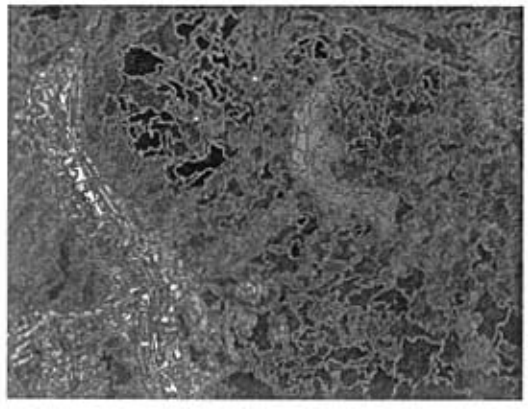


图 5-3 分割尺度 15

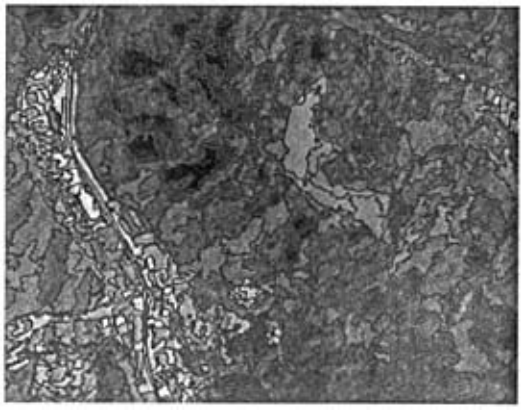


图 5-4 分割尺度 25（分割对象）

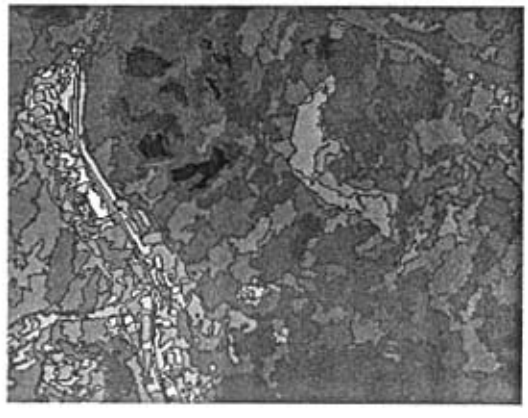


图 5-5 分割尺度 25（对象均值）

由图 5-2 至图 5-5 可见，当分割尺度 为 10 时，得到的对象多边形很细，只适合提取细小、零星的独立地物，如农村散 居的居民房屋、高大的阔叶乔木（古树）

等得到了较好分割；分割尺度为 15 时，建制镇内的街巷和建筑得到了很好的分割；分割尺度为 25 时，建制镇内的主干道和大型建筑等得到了完整分割。



图 5-6 分割尺度 35（分割对象）

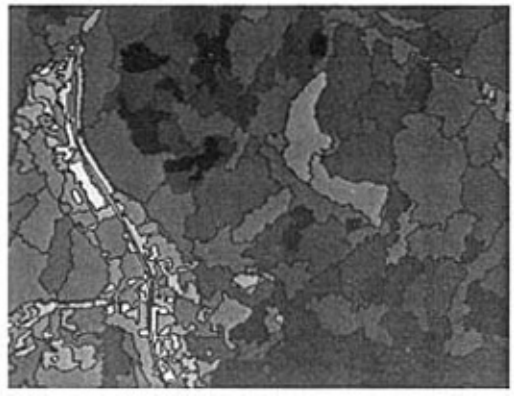


图 5-7 分割尺度 35（对象均值）



图 5-8 分割尺度 100（分割对象）

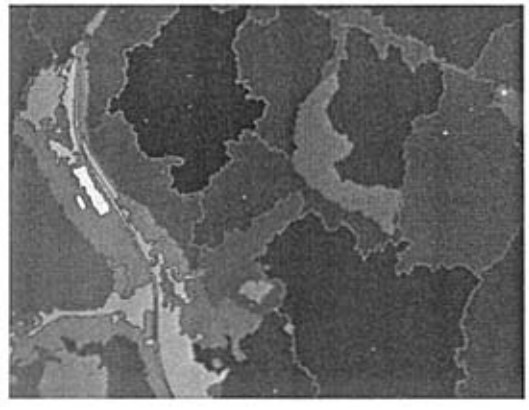


图 5-9 分割尺度 100（对象均值）



图 5-10 分割尺度 150（分割对象）

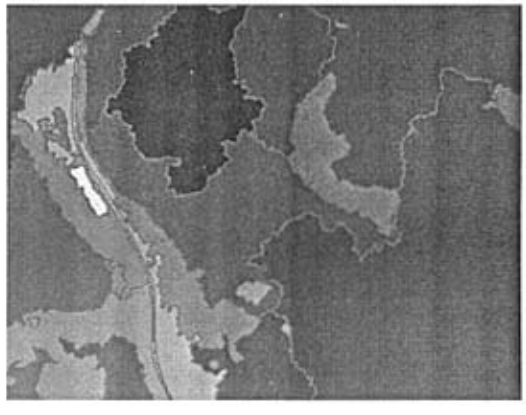


图 5-11 分割尺度 150（对象均值）

从图 5-6 至图 5-11 可见，分割尺度 35 对林地细分比较合适，而分割尺度 100 可以很好地区分林地与非林地，当分割尺度为 150 时，能比较准确地分割出建制镇的外围轮廓，但对林地的区分尺度显得过大，分割尺度大于 150 时，对一般目标地

物的提取都不太适合。

采用多尺度分割策略，能确保对各类地物和用地类型的准确提取。

5.5 分类

5.5.1 分类策略

1. 林地与非林地的分类

选用尺度 100，颜色 0.8，光滑度 0.6（相应的形状 0.2，紧致度 0.4）的分割参数对影像进行分割。当目视观察能很好地从颜色区分地物类别间的差异时，分类时应尽量利用影像的光谱特征，分割时应将颜色因子设得较大。植被在可见光波段所具有的蓝低、绿高、红低反射光谱特征，是区别植被（林地）与非植被（非林地）的光谱依据。利用特征视图，编辑隶属度函数分类林地与非林地，制作专题图，用于林地与非林地的进一步细分。

2. 非林地的细分类

由于研究区内的非林地地类目标比较小，因此选用尺度 10，颜色 0.8，光滑度 0.6（相应的形状 0.2，紧致度 0.4）的分割参数对影像进行基于分类的分割。本次研究将非林地细分为 13 类地物，每一类地物特征差别比较大，分类比较复杂，由于研究区特殊的地形地貌及影像质量不太好，许多环节加入了目视判读，人工干预分类。

3. 林地的细分类

研究区内林地面积较大，类别间的特征不太明显，很难用一两个特征将各类林地细分出来，因此，选用尺度 35，颜色 0.8，光滑度 0.4（相应的形状 0.2，紧致度 0.6）的分割参数对影像进行分割，利用最邻近分类器，选择样本进行分类。选择样本时，开始对每类地物选择较少的样本，但在特征空间中要覆盖此类的范围，尤其这一类是非均质的，否则这样的非均质特征就不能够充分的被考虑到。初次分类的效果可能不太理想，通过不断将未分和错分的对象设为样本，对分类结果进行优化，最终可以达到很好的细分效果。

选择样本时，可通过样本编辑器观察各类样本间的可分性，如图 5-12 所示。

由图 5-12 可见，在红、绿、蓝三个波段中，针叶林与阔叶林在绿波段的可分性最好。从整体群落上看，针叶林与阔叶林是可分的。

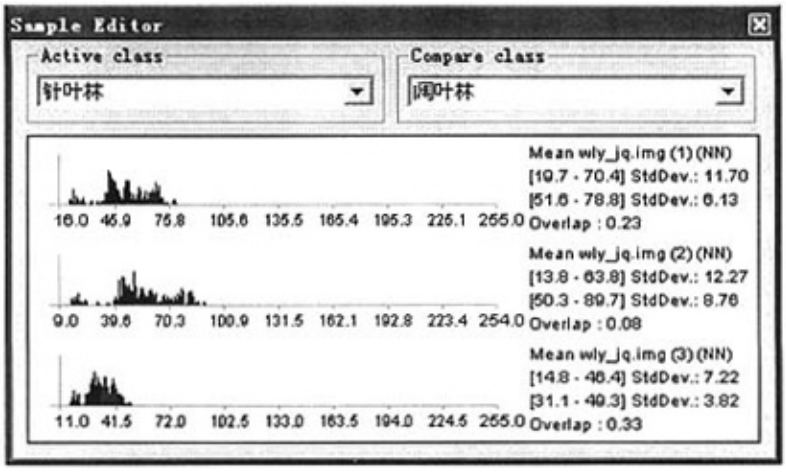


图 5-12 样本编辑器显示的样本可分性视图

4.峰林石柱阴影的提取

研究区内阴影特征比较明显，为了提高提取精度，选用了非林地细分的分割参数对影像进行分割，利用阴影的蓝波段的均值小于 38，绿波段的均值小于 32.5，编辑隶属度函数提取阴影。

5.5.2 分类结果

（一）、景观生态学分类结果

林地与非林地分类结果如图 5-13 所示。



图 5-13 林地与非林地分类结果

非林地细分结果如图 5-14 所示。非林地被细分为公路、建制镇、水体、农村居民点、耕地等 13 类。

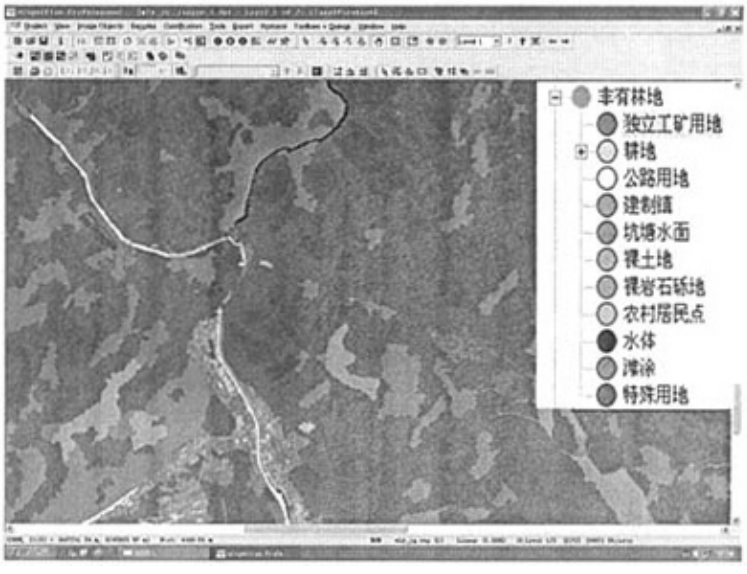


图 5-14 非林地细分结果

林地细分结果如图 5-15 所示。林地被细分为针叶林、阔叶林、竹林、疏林地、茶园、果园、苗圃等 10 类。

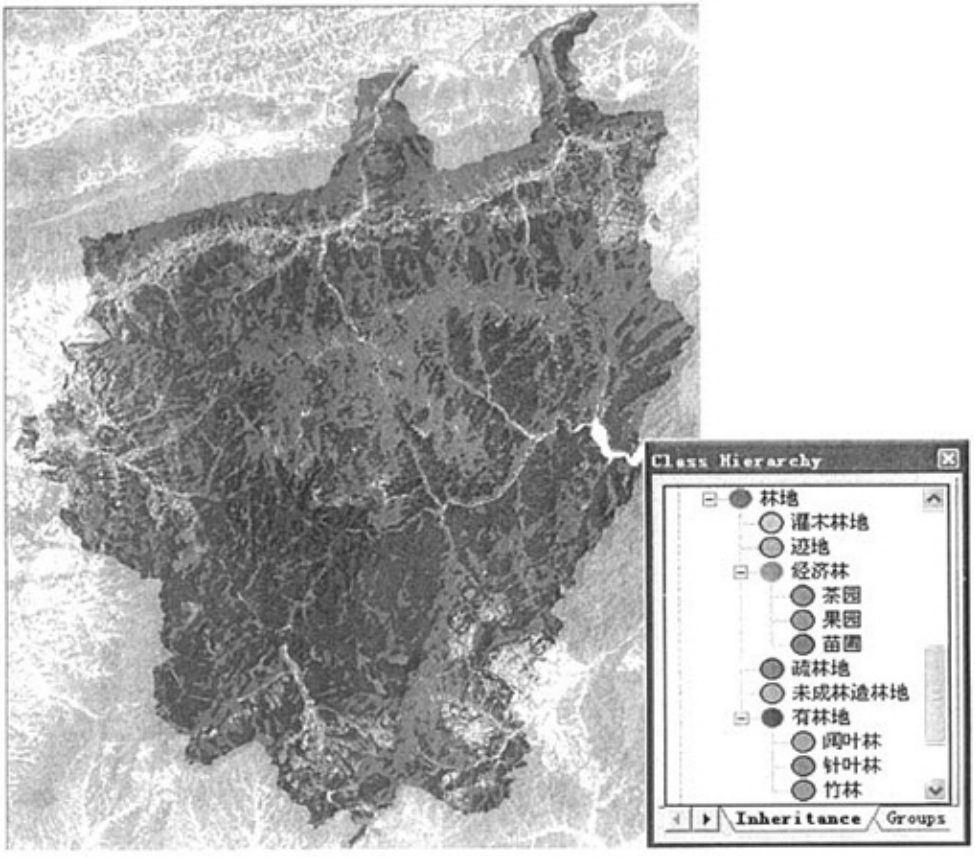

Class Hierarchy
林地
灌木林地
迹地
经济林
茶园
果园
苗圃
疏林地
未成林造林地
有林地
阔叶林
针叶林
竹林
Inheritance
Groups

图 5-15 林地细分结果

由有林地的 10 种植被类型和非林地的 13 种用地类型组成了张家界核心景区的整体景观，如图 5-16 所示。



图 5-16 张家界核心景区景观类型总图

组成张家界核心景区的 23 种植被和用地类型面积如表 5-1 所示。

表 5-1 张家界核心景区景观类型及其组成面积

类别	面积(m^2)	相对面积(%)	类别	面积(m^2)	相对面积(%)
水体	1886355	1.05	灌木林地	3110328	1.73
公路用地	1252719	0.70	未成林造林地	1770939	0.98
独立工矿用地	17730	0.01	果园	399069	0.22
裸土地	85383	0.05	茶园	190539	0.11
滩涂	59076	0.03	疏林地	458613	0.25
灌溉水田	587664	0.33	迹地	266445	0.15
望天田	13147470	7.30	苗圃	53973	0.03
旱地	837549	0.47	针叶林	82732401	45.96
坑塘水面	149436	0.08	阔叶林	68037570	37.79
建制镇	530730	0.29	竹林	2460051	0.37
农村居民点	1699317	0.94			
特殊用地	266265	0.15			
裸岩石砾地	28116	0.02			
非林地合计	20547810	11.41	林地合计	159479928	88.59
总面积	180,027,738 m^2				

（二）、景观形态学信息获取

张家界风景名胜区以“奇峰三千，秀水八百”而著称，石英砂岩峰林地貌为其主要形态特征，如图 5-17 所示。

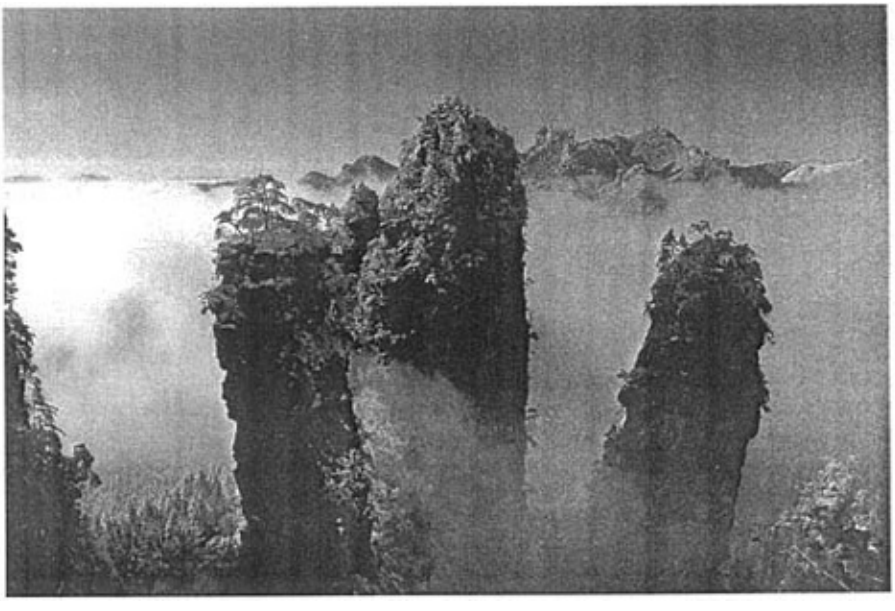


图 5-17 张家界峰林地貌

对核心景区内“峰林石柱”阴影进行识别提取，结果如图 5-18 所示，红色图斑石峰阴影。

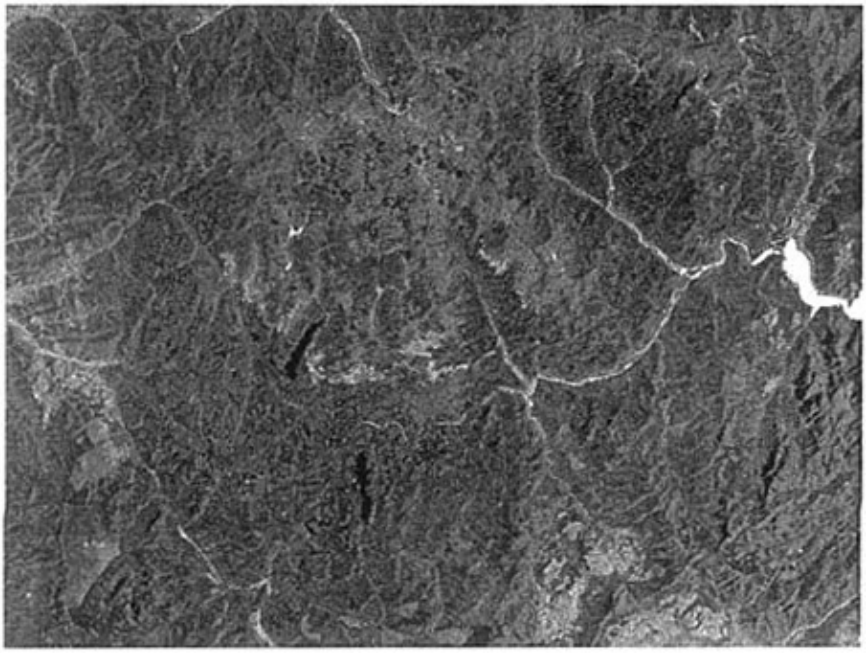


图 5-18 张家界核心景区峰林阴影识别提取结果

对阴影在太阳入射方向的投影长度进行计算，依据太阳高度角计算出对应石峰高度（米），结果如图 5-19 所示，黄色图斑为石峰阴影，注字为对应石峰的高度。



图 5-19 石峰高度及其空间分布（局部）

张家界核心景区内石峰座数及高度分布统计如表 5-2。

表 5-2 张家界核心景区内石峰座数、高度

高度范围（米）	座数	百分比
<100	868	42.05
100-200	632	30.61
200-300	319	15.45
300-400	165	7.96
400-500	53	2.57
>500	28	1.36
合计	2065	100

当石峰排列方向与太阳入射方向接近平行时，阴影会重叠在一起，用阴影数推算的石峰数会偏少；张家界景区地形起伏很大，可谓“沟壑纵横，峡谷幽深”，阴影的投影长度会到受影响，由此而推算的石峰高度也会出现偏差。

5.6 精度评价

整个信息提取完成以后，接下来的工作就是对结果进行精度评定。图像精度指的是一幅不知道其质量的图像和一幅假设准确的图像（参考图）之间的吻合度。如果一幅分类图像中的类别和位置都和参考图接近我们就称这幅分类图像的精度高。精度评价对于遥感分类很重要，因为一幅分类图像的精度直接影响到用它进行数据分析的有用性和用这些数据进行科学评价的合理性。

精度评价最好是比较两幅图像中每一个像元之间的一致性。但在多数情况下，我们很难取得一整幅精确的参考图。因此大多数精度评价都是对图像采样的一部分像元进行评价，其参考类别可以通过野外考察、更详细的航空像片、或者其它来源的分类图上得到。

精度评价中，多采用抽样的方式以部分像元或部分类别代替整幅图像来进行图像的精度评价。常用的精度评价方法有混淆矩阵方法和Kappa分析方法。误差矩阵(也称混淆矩阵)是用来表示精度评价的一种标准格式。

鉴于本研究所用数据SPOT—5，不能直接用目视判读解译得到地物信息，也不能从其它途径得到精确的参考图 ，故采用eCognition提供的精度评价工具进行精度评定上。

eCognition 提供了四种初步评估分类精度的工具，即分类稳定性 Classification stability、最佳分类结果 Best Classification Result、基于 TTA Mask 的误差矩阵 Error

Matrix based on TTA Mask 和基于样本的误差矩阵 Error Matrix based on Samples，从“Show Statistics”显示分类统计结果。由于 eCognition 采用模糊逻辑分类概念，每个影像对象都对不止一个类别有隶属度。利用分类稳定性工具，可以研究每个对象的最佳、次佳之间隶属度的区别。有时可以得出每个对象分类的模糊性。还可选择视图设置“View Settings”对话框中选择的“Classification stability”显示类型来显示图形。每个对象显示的颜色值有一个范围，从深绿（1.0，代表确定）到红色（0.0，代表完全不确定）波动。在影像对象上移动鼠标还可以查看最佳和次佳之间的类赋值情况。注意，得到不确定对象并不意味着对象被错分了，它只是表示这个对象对不同的类有比较接近的隶属度，即意味着这个对象没有确切的隶属类别。如果选用基于样本的误差矩阵来进行精度评定，选择最邻近分类时所用的样本作为精度评价的样本是没有意义的，必须先删除分类时所用的样本，重新声明新的样本对象用来计算误差矩阵。

在有林地中进一步细分不同树种，用传统的基于象素的分类算法很难取得满意效果。本试验尝试在有林地中细分针叶林、阔叶林和竹林，取得了比较满意的效果，分类精度评定见表 6-1。

表 6-1 有林地细分中三类树种的分类精度

类别	对象数	隶属度（分类精度）	标准差	最小值	最大值
针叶林	7908	0.988	0.0383	0.5239	1
阔叶林	7216	0.918	0.1450	0.1036	1
竹林	246	0.997	0.0078	0.9303	1

由表 6-1 可见，将 15370 个分割对象按一定的分类规则，自动归属到针叶林、阔叶林和竹林的隶属度分别为 0.988、0.918 和 0.997，分类精度较高。

第六章 总结与展望

6.1 总结

经过系统的学习、研究与初步实践，本文作者对面向对象的多尺度分割、分类技术有了以下认识:

1. 分类的基本单元不再是单个像元，而是根据同质性原则将光谱特性相近的像元合并得到的有意义的多边形影像对象。该方法在利用光谱信息的同时，不仅考虑了影像对象的空间信息，而且在信息提取中融入了对象的纹理特征与邻域信息，使信息结果有了明显改进。

2. 面向对象的影像自动分割是信息提取的基础，这一步骤可以由计算机按照操作人员设置的参数自动完成。在信息提取过程中设置特征函数时需要人的知识参与，然后根据规则进行模糊分类。影像的分割和分类基本实现了计算机自动化，与人工解译相比，节省了大量的时间，提高了效率，有良好的应用前景。

3. 利用面向对象的分类方法可以灵活地运用地物本身的几何信息和结构信息，更主要的是在人的知识参与下，可以创建知识库，从而提高了分类精度，为各种不同地物的分类提供了更多的依据。

4. 通过辅助数据，人工生成判读函数参与分类，可以在一定范围内解决目视判读过程中常见的“同物异谱”、“异物同谱”和“边界过渡”等现象。

5. 采用模糊分类的方法，对类的描述采用不确定性的表达，更便于用户根据实际情况进行调整，其分类结果更能表达关于世界的不确定性的人类的认知过程，并产生了与人类语言、思考和想法更接近的分类结果。

6. 面向对象的遥感分类方法不仅能自动提取出真正现实世界中的地理目标，还能输出带属性表的多边形，解决了GIS急缺即插即用、及时更新数据库的数据源问题，为RS和GIS的进一步集成的研究和发展，搭建了一座桥梁。

本研究以张家界核心景区为例，利用2.5米空间分辨率SPOT5融合影像数据，采用以面向对象的分类方法为主，适当辅助实地调查的技术体系，取得了如下成果与进展。

1. 成功获取了包括森林植被和各种土地利用类型的23类景观生态信息：

（1）非林地13类：①公路用地；②建制镇；③农村居民点；④独立工矿用地；

⑤裸土地；⑥裸岩砾地；⑦坑塘水面；⑧河流、水库水体；⑨特殊用地（宾馆等服务设施）；⑩耕地：旱地、灌溉水田和望天田。

（2）林地10类：①阔叶林；②针叶林；③ 竹林；④ 灌木林；⑤ 疏林地；⑥茶园；⑦果园；⑧苗圃；⑨ 未成林造林地；⑩ 采伐迹地。

对于张家界景区及国内同类风景区而言，所得分类成果土地用地类型之多、分类之细、精度之高，尚属少见。

2. 通过对张家界核心景区石峰阴影的精细提取，间接得到了景区内石峰个数、高度及其空间分布信息，为“奇峰三千”之千古传说提供了科学佐证。

如果采用空间分辨率更高的遥感数据，如IKONOS（1米分辨率）或Quick bird（0.6米分辨率），阴影的重叠混淆情况将会得到改善，石峰座数统计将更为准确；如果采用1:1万DEM进行阴影投影长度改正，推算的石峰高度将更加精确。本文尝试的基于“对象分割—阴影提取”的“阴影分解与个数统计—石峰座数”及“阴影投影长度量算—石峰高度”方法，将为张家界核心景区复杂地貌的三维精确构建提供有益的借鉴。

本研究成果，为景观生态与景观形态学研究提供了新的技术手段。

6.2 展望

虽然基于面向对象的分类方法显示出巨大的潜力，本文所涉及的研究内容仅是少部分，而且有许多需要改进的地方，以下问题需要作进一步研究：

（1）分割算法的改进，进一步提高算法的执行效率和算法的分割精度。

（2）分类结果的优劣在很大程度上直接取决于分割后的效果，但整个分割过程还有许多不确定性的因素，比如很难科学准确地确定分割尺度，因为遥感信息的获取过程是一个复杂的过程，各种因素的影响造成许多像素之间的相似性很难用某个数学定义就可以简单区分开来，不同的尺度分割可以突出一部分信息，同时不可避免地损伤了另一部分信息。

（3）对象分类的特征参数的选取，在众多的特征参数中，如何通过有效的特征参数组合达到最佳分类，也是一个值得探讨的问题。

（4）分割和特征参数计算所造成的海量数据处理给分类带来的困难，如何实现分类精度和效率的平衡。

参考文献

[1] 孙家抦. 遥感原理与应用[M]. 武汉: 武汉大学出版社，2003

[2] 梅新安，彭望，秦其明等. 遥感导论[M]. 北京:高等教育出版社,2001

[3] 常庆瑞，蒋平安，周勇等. 遥感技术导论[M]. 北京:科学出版社，2004

[4] 赵英时. 遥感应用分析原理与方法[M]. 北京:科学出版社，2003

[5] 文沃根.高分辨率IKONOS卫星影像及其产品的特性[J].遥感信息,2001(1):37-38

[6] 章孝灿, 黄智才, 赵元洪. 遥感数字图像处理[M]. 浙江: 浙江大学出版社, 1997.

[7] 马延.高分辨率卫星影像及其信息处理的技术模型[J]. 遥感信息,2001(3):6-10.

[8] 宋晓宇, 单新建. 高分辨率卫星影像在城市建筑物识别中的初步应用[J]. 遥感信息,2002(1):27-30

[9] 赵 萍,冯学智,林广发. SPOT 卫星影像用于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

[10] 黄慧萍、吴炳方、李苗苗等. 高分辨率影像城市绿地快速提取技术与应用[J]. 遥感学报，2004，8（1）:68-74

[11] 钱巧静，谢瑞，张磊等. 面向对象的土地覆盖信息提取方法研究[J]. 遥感技术与应用，2005，20（3）:338-342

[12] 邓劲松，王珂，邓艳华等. SPOT 卫星影像中水体信息自动提取的一种有效方法[J]. 上海交通大学学报，2005， 23（2）: 19 -.01

[13] 叶发茂, 苏林. 高分辨率遥感影像提取道路的方法综述与思考[J]. 国土资源遥感, 2006（1）:12-16

[14] 孙晓霞, 张继贤, 刘正军. 利用面向对象分类方法从 IKONOS 全色影像中提取河流和道路[J]. 测绘科学，2006，31（1）:62-63

[15] 郑跃鹏, 曾新平, 蔡劲宏. 近年遥感技术新进展及几点思考[J]. 矿产与地质，2004（3）:269-273

[16] 明冬萍, 骆剑承, 沈占锋. 高分辨率遥感影像信息提取与目标识别技术研究[J]. 测绘科学,2005, Vol130（13）:18-21

[17] 王建芳,包世泰. 面向对象解译方法在遥感影像地物分类中的应用[J]. 热带地理，2006，26,（3）: 234-238

[18] 林辉，何安国，李际平等.高分辨率遥感及应用[M]. 长沙:中南大学出版社,2004

[19] 杜凤兰, 田庆久, 夏学齐. 遥感图像分类方法评析与展望[J]. 遥感技术与应用, 2004,19 (6): 521-525

[20] 王一达, 沈熙玲, 谢炯. 遥感图像分类方法综述[J]. 遥感信息，2006(5): 67-71

[21] 朱述龙，张占睦.遥感图像获取与分析[M].科学出版社,2000.

[22] 章杨清，刘政凯. 利用分维向量改进神经网络在遥感模式识别中的分类精度[J]. 环境遥感, 1994,9(1): 68-72.

[23] 熊帧，郑兰芬，童庆禧. 分层神经网络分类算法[J]. 测绘学报，2000,29(3): 229-234.

[24] 费鲜芸，高祥伟. 土地利用/土地覆盖遥感分类研究综述[J]. 山东农业大学学报（自然科学版）,2002,33(3):391－394.

[25] 黄慧萍.面向对象影像分析中的尺度问题研究[D]. 北京:中国科学院遥感应用研究所, 2003.

[26] 匡霞,陈贻运,戴昌达.专家系统在TM图像分类中的应用[J]. 环境遥感,1989,4(4): 257-265.

[27] 布和敖斯尔，基于知识发现和决策规则的盐碱地遥感分类方法研究[J]. 中国图像图形学报,1999,(11): 965-969.

[28] 赵国忱,杜明义,基于形态学的土地荒漠化遥感图象纹理分析[J]. 辽宁工程技术大学学报（自然科学版）,2002(4): 148-150

[29] 陈云浩,冯通,史培军等. 基于面向对象和规则的遥感影像分类研究[J]. 武汉大学学报（信息科学版）,2006,31(4):316-320

[30] 曹雪,柯长青. 基于对象级的高分辨率遥感影像分类研究[J]. 遥感信息，2006(5):27-30

[31] 陈秋晓, 骆剑承,周成虎. 基于多特征的遥感影像分类方法[J] . 遥感学报, 2004 , 8 (3) :239-245

[32] Volker W. Object2based Classification of Remote Sensing Data for Change etection[J] . ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing , 2004, (58) :225-238

[33] eCognition 4.0 User's Guide

[34] Definiens Image GmbH, 1999, eCognition User Guide, German, 3-11-17.

[35] Gao Yan, Pixel based and object oriented image analysis for coal fire research, Master Thesis in ITC, 2003:9-21.

[36] Lillesan,T.M，and Kiefer, R.W., 2001, Remote Sensing and Image Interpretation, JohnWiley and Sons, inc, USA.

[37] Tso, B., and Mather, P. M., 2001, Classification methods for remotely sensed data, Taylor and Francis Inc.

[38] Blaschke, T., and Strobl, J., 2001. What's wrong with pixels? Some recent developments interfacing remote sensing and GIS, GIS-Zeitschrift fu'r Geo-informations systeme, (6):12-17.

[39] Ichoku, C., and Karnielli, A., 1996, A review of mixture modeling techniques for sub-pixel land cover estimation, Remote Sensing Reviews, (13): 161-186.

[40] Milton，E., 1999, Image Endmembers and Scene Models Sensing, Canadian Journal of Remote Sensing 25(2):112-120.

[41] Foody，G, 1999, Image classification with a neural network from completely-crisp to fully fuzzy situations, ed. by Atkinson, Advances in remote sensing and GIS analysis, Wiley& Son, Chichester, 17-37.

[42] Blaschke, T., Lang,S.,Lorup, E., Strobl, J., and Zeil, P., 2000, Object-oriented image processing in an integrated GIS//remote sensing environment and perspectives for environmental applications, Umweltinformation fiir Planung, Politik and Offentlichkeit /Environmental Information for Planning, Politics and the Public, (2):555-570.

[43] Faber, A., and Forstner, W., 1999, Scale characteristics of local auto-covariances for texture segmentation, International Archives of Photogrammetrie and Remote Sensing, (32):7-4-3

[44] 牛春盈,江万寿,黄先锋,等.面向对象影像信息提取软件 Feature Analyst 和 eCognition 的分析与比较[J]. 遥感信息,2007(2):66-70

[45] Wharton, S., 1987, A Spectral-Knowledge-Based Approach for Urban and Land-cover Discrimination, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 25(3):272-282.

[46] Matsuyama, T., 1987, Knowledged-Based Aerial Image Understanding Systems and Expert Systems for Image Processing, IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing, 25(1):305-316.

[47] Ton, J., Sticklen, J., and Jain, A. K., 1991, Knowledged-Based Segmentation of Landsat images, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 29(2):223-231.

[48] Argialis, D. P., and Harlow, C. A., 1990, Computational Image Interpretation Models: An Overview and a Perspective, Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 56(6): 871-886.

[49] Liedtke, C. E., Buckner, J., Grau, O., Growe, S. and Tbnjes, R., 1997, AIDA: A system for the Knowledge Based Interpretation of Remote Sensing Data, 3rd International Airborne Remote Sensing Conference.

[50] Willhauck, G，Schneider, T., De Kok, R., and Ammer, U., 2000, Comparison of object oriented classification techniques and standard image analysis for the use of change detection between SPOT multispectral satellite images and aerial photos, IAPRS, Vol. XXXIII.

[51] Hofmann, P., 2001, Detecting informal settlements from IKONOS image data using methods of object oriented image analysis — an example from Cape Town (South Africa), Remote Sensing of Urban Areas/Fernerkundung in urbanen Raumen. Regensburg, ed. by

J ORGENS, C., 41-42.

[52] Benz, U. C., and Pottier, E., 2001, Object Based Analysis of Polarimetric SAR Data in Alpha-Entropy-Anisotropy Decomposition Using Fuzzy Classification by eCognition.Proceedings of IGARSS 2001, Sydney, Session: Radar Polarimetry.

[53] Bauer, T., and Steinnocher, K., 2001, Per-parcel land use classification in urban areas applying a rule-based technique, GeoBIT/GIS, (6): 12-27.

[54] Hofmann, P., 2001, Detecting buildings and roads from IKONOS data using additional elevation information, GeoBITlGIS, (6): 28-33.

[55] Sande, C., Van D., 2001, River Flood Damage Assessment Using IKONOS Imagery, Natural Hazards Project-Floods, Space Applications Institute, Joint Research Centre, European Commission, Ispra.

[56] Willhauck, G, Benz, U. C., and Siegert, F., 2002, Semiautomatic classification procedures for ftre monitoring using multitemporal SAR images and NOAA-AVHRR hotspot data, Proceedings of the 4th European Conference on ,S'ynthetic Aperture Radar, Cologne, Germany, 4-6.

[57] Metzler. V. T., Aach, C., 2002, Object-oriented image analysis by evaluating the causal object hierarchy of a partitioned reconstructive scale-space, Proceedings of ISMM 2002 Redistribution rights reserved CSIRO Publishing, ed. by Talbot, H., and Beare, R., 2b5-276

[58] Wharton, S., 1987, A Spectral-Knowledge-Based Approach for Urban and Land-cover Discrimination, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 25(3):272-282.

[59] Matsuyama, T., 1987, Knowledged-Based Aerial Image Understanding Systems and Expert Systems for Image Processing, IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing, 25(1):305-316.

[60] Ton, J., Sticklen, J., and Jain, A. K., 1991, Knowledged-Based Segmentation of Landsat images, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 29(2):223-231.

[61] Argialis, D. P., and Harlow, C. A., 1990, Computational Image Interpretation Models: An Overview and a Perspective, Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 56(6): 871-886.

[62] 吴高洪,章毓晋,林行刚.基于分形的自然纹理自相关描述和分类[J]. 清华大学学报, 2000，40(30): 90-93.

[63]Qi Y,Wu J.Effects of Changing Spatial Resolution on the Results of Landscape Pattern Analysis Using Spatial Autocorrelation Indices[J].Landscape Ecollgy,1996.11:39-50.

[64] hhtp://www.clr.cn/front/chinaResource/read/news-info2.asp?ID=14461 杨志英,蔡宝昌.实现分层次高精度监测— 高分辨率遥感影像在土地利用动态监测中的应用研究. 国土资源网

[65] 杜世宏.空间关系模糊描述及组合推理的理论和方法研究[D]，北京:中国科学院遥感所, 2004.

[66] 阳爱民.模糊分类模型的研究「D]，上海:复旦大学, 2005.

[67] H.Ishibuchi,T.Nakashima,T.Murata. Three-objective genetics-based machine learning for linguistic rule extraction [J].Information Sciences, 2001, 136(1-4): 109-133.

[68] Definiens. eCognition professional User Guide 4, Germany, 2000, 76-77,110-147,485.

[69] Fdler, R. M., et al., 1994, The land cover map of great Britain: an automated classification of landsat thematic mapper data, Photogrammetric Engimeering and Remote Sensing, 60(5): 553-562.

[70] Curtts, K., et al., 1993, Resolution enhancement of mufti-spectral image data to improve classification accuracy, Photogrammetric Engimeering and Remote Sensing, 59(1):67-72.

[71] 赵春霞，钱乐祥.遥感影像监督分类与非监督分类的比较[J].河南大学学报(自然科学版)，2004,100-103,.

[72]Q.I.Heng-Nian,J.-G.Yang,Y.I.W.Zhong,C.Deng.Multi-class svm Based remote sensing image classifi-cation and its semi-supervised improvement scheme[J].Shanghai, China, 2004.

[73] Z.Li. Supervised classification of multispectral remote sensing image using B-P neural network[J]. Hongwai Yu Haomibo Xuebaol/Journal of Infrared, Millimeter Waves,vol.17, pp.153-156, 1998.

[74] L.Bruzzone, D.Fernandez Prieto.Combined supervised and unsupervised approach to classification of multitemporal remote sensing images[J].Honolulu, HI, USA, 2000.

[75] C. Weber, C. Petropoulou, J. Hirsch. Urban development in the Athens metropolitan area using remote sensing data with supervised analysis and GIS[J].International Journal of Remote Sensing, vol. 26, pp. 785-796, 2005.

[76] G Giacinto, F. Roli, L. Bruzzone. Combination of neural and statistical algorithms for supervised classification of remote-sensing images[J].Pattern ReCognition Letters, vol. 21，pp. 385-397, 2000.

[77] F. Hammadi-Mesmoudi, J. J. Korczak. Unsupervised neural network classifier and its application in remote sensing [J]. Edinburgh, UK, 1995.

[78] P.-J. Wang, S.-H. Liu, Q.-J. Zhu, X.-Y .Guo. The study of method in monitoring

mineral environment with remote sensing technology [J]. Anchorage, AK, United States,2004.

[79] P. P. nee Ammenberg, M. Liljeberg, T. Lindell. Industrial plume detection in hyperspectral remote sensing data [J]. International Journal of Remote Sensing, vol. 26, pp.295-313, 2005.

[80] 匡霞,陈贻运,戴昌达. 专家系统在 TM 图像分类中的应用[J]. 环境遥感,1989, 4(4):257-265.

[81] 布和敖斯尔. 基于知识发现和决策规则的盐碱地遥感分类方法研究[J]. 中国图像图形学报,1999(11):965-969.

[82] 赵国忱, 杜明义. 基于形态学的土地荒漠化遥感图象纹理分析[J]. 辽宁工程技术大学学报（自然科学版）, 2002(4):148-150.

[83] Kettig, R. L., and Landgrebe, D. A., 1976, Computer Classification of Remotely Sensed Multispectral Image Data by Extraction and Classification of Homogeneous Objects, IEEE Transactions on Geoscience Electronics, 14(1):19-

攻读硕士学位期间发表论文及参与的科研课题

1. 发表的论文

[1] 胡慧萍. 一类特定目标的航空成像光谱数据辐射校正算法. 遥感信息, 2006（6）

[2] Hu Huiping, Yang Minhua. Study on the Responsibility of Reflectance Spectra of Wheat Colony to its Leaf Area Index Variance，SAR and Multispectral Image Processing，2005.3

[3] 帅开德,胡慧萍. 基于 GIS＋GPS＋GSM 的多功能旅游服务系统. 测绘与空间地理信息, 2006（3）

2.参与的课题

[1] 2005~2006，地籍信息系统的虚拟现实技术，湖南省国土资源厅，参与

[2] 2005~2007，《张家界市城区城镇地籍数据建库》，湖南省国土资源厅，参加

[3] 2004~2006，《高分辨率遥感张家界市国土资源信息获取与综合应用》，张家界市国土资源局，参与

[4] 2005~2006，张家界市基础地理信息系统及测绘管理信息系统开发，张家界市国土资源局，参加

致 谢

历经三年艰苦努力，终于完成了硕士研究生课程学习和学位论文的研究与撰写工作，在此衷心感谢我的导师杨敏华教授、黄祖平高级工程师和所有的任课教师，感谢他们三年来付出的辛勤劳动和在学业上对我的鼓励、关心和帮助。

本论文是在导师杨敏华教授的悉心指导下完成的。从论文的选题、论文框架的拟定和研究工作的开展直至论文的精心修改和最终的定稿，无不凝聚着导师的精力和心血。导师渊博的知识、严谨的治学作风、活跃的学术思想、勇于创新的拼搏精神给学生以深深的启迪；他孜孜不倦的敬业精神和严于律己、宽以待人的品格更是学生做人的楷模，将令我终身受益。没有导师的严格要求、没有导师的谆谆教导、没有导师的精心培养，学生无法顺利完成学业，更不可能在学术上取得现有的成绩。在此谨向导师再次表示我由衷的感谢和诚挚的敬意！

感谢七位同窗学友和同门师妹张秀英、刘常娟，师弟王振兴在我学习、试验和论文写作期间给予的支持和帮助，他们的观点和思维方法给了我极大的启发，帮助我克服一个又一个困难。

感谢张家界市国土局测绘队提供的科研课题及影像数据，为我论文的写作创造了有利条件。

感谢吉首大学城乡规划学院的领导和同事，是他们的支持和帮助，我的学业才得以顺利完成。

最后，感谢所有关心和支持我的亲人和朋友，特别是我的丈夫，是他们给予了我不断奋斗的动力！

胡慧萍

2007 年 5 月 20 日