

福建师范大学

硕士学位论文

面向对象的高分辨率遥感影像分类方法研究

姓名：游丽平

申请学位级别：硕士

专业：地图学与地理信息系统

指导教师：陈友飞;林广发

20070401

## 福建师范大学学位论文使用授权声明

本人（姓名）游丽平 学号 2004576 专业 地图学与地理信息系统 所呈交的论文（论文题目）：面向对象的高分辨率遥感影像分类方法研究 是我个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。本人了解福建师范大学有关保留、使用学位论文的规定，即：学校有权保留送交的学位论文并允许论文被查阅和借阅；学校可以公布论文的全部或部分内容；学校可以采用影印、缩印或其他复制手段保存论文。

（保密的论文在解密后应遵守此规定）

学位论文作者签名

游丽平

指导教师签名

陈占军

签名日期

2007.6.7

## 摘要

随着高分辨率影像的应用越来越普及,迫切要求人们对高分辨率遥感信息提取进行研究,以满足高分辨率影像信息不断增长的应用和研究需要。然而,传统面向像元的分类方法在对高分辨率遥感影像进行分类时,存在着不能充分利用影像信息、分类精度降低、速度慢等局限性,根据高分辨率遥感影像的特点,本文提出面向对象的高分辨率遥感影像分类方法研究。

本文以厦门岛 SPOT5 遥感影像为例,选取具有典型特征的城区建筑物和城区地类丰富的区域为实验区,以 Ecognition 软件为平台,对实验区进行面向对象的分类实验。首先,根据不同地物类型的特点,选取地物提取的最优分割尺度对实验区进行分割,构建地物类型提取的分类体系,提取地物类型的特征或特征组合,采用模糊分类法对地物类型进行分类,获得实验区的地物分类结果。最后将实验区面向对象遥感影像分类方法的分类结果与传统面向像元分类方法(如最大似然分类法,最小距离法,马氏距离法以及 SODATA 聚类法)的分类结果进行对比评价,结果表明,采用面向对象遥感影像分类方法对高分辨率遥感影像进行信息提取时,提取的地物与真实地物具有较高的形状和属性一致性,分类的精度更高,有效得避免了“椒盐现象”,分类结果也更易于理解和解释。

关键词: 高分辨率影像    面向对象    分类    SPOT5 影像

## Abstract

With the application of the high-resolution image more and more popular, it is urgently require people to carry on research to classification of the high-resolution remote sensing in order to meet the increasing application and study requirement of the information of high-resolution images. However, when used the traditional pixel-oriented method to classify the high-resolution remote sensing image, it can't fully utilize image information, should reduce the precision of classification and has slow speed. According to the characteristic of the high-resolution remote sensing image, the paper proposes to use the object-oriented method to classify high- resolution remotely sensed data.

Taken SPOT5 image of Xiamen Island as an example, choosing the typical urban building area and landuse abundant area as study areas, and regarding Ecognition software as the platform, the paper carry on the classification experiment to the study areas. The paper dose the research by the follow steps: 1) according to the characteristic of different surface features types, choosing the optimum scale to segment the area to extract the objects; 2) constructing the classification system; 3) extracting the characteristics or characteristic associations of the surface feature types; 4) adopting fuzzy classification to classify to surface feature types, then getting the classification result of study areas. At the end, the paper compares and appraises the classification result between the method of object-oriented and pixel-oriented (such as the maximum likelihood classification, the minimum distance classification, the mahalanobis distance classification, and the Isodata cluster classification) The result indicates that: 1) The extracted surface features have higher shape and attribute consistency with true surface features when used object-oriented method; 2) It has higher precision when used object-oriented method to classify the high-resolution image; 3) The object-oriented method is so effective to reduce the "Pepper and Salt Phenomenon"; 4) The classification result of object-oriented analysis is more easy to understand and explain.

**Keywords:** High Resolution Remotely Sensed Data; Object-oriented; Classification; SPOT5 image

## 中文文摘

高空间分辨率遥感影像使得在较小的空间尺度上观察地表细节变化,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,随着高分辨率影像的应用越来越普及,迫切要求人们对高分辨率遥感信息提取进行研究,以满足高分辨率影像信息不断增长的应用和研究需要。

传统面向像元分类方法是从中低分辨率遥感影像的基础上发展起来的,主要根据像元的光谱信息进行分类,然而,高分辨率遥感数据通常包含较少波段,光谱信息不如空间特征丰富,分类时不能仅靠光谱特征,更多的是要利用其几何特征和纹理信息。同时,高分辨率影像信息提取对计算机的软、硬件都提出了更高的要求,以面向像元分类方法对高分辨率影像进行信息提取的速度较慢,不能满足遥感信息快速提取的需要。面向像元分类方法提取的最终信息是离散的,不能表征不同的地物边界、面积等特征。此外,面向像元的分类方法,所有地物类型的提取均在一个尺度中实现,不能充分利用影像的蕴含信息。因此,对于高分辨率遥感影像而言,利用这种传统的分类方法,不能充分利用高分辨率影像丰富的信息,会造成分类精度降低,空间数据的大量冗余,造成资源的浪费。

根据高分辨率影像的特点,面向对象的遥感影像分类方法应运而生。面向对象的分类方法首先对遥感影像进行分割,得到同质对象,再根据遥感分类或目标地物提取的具体要求,检测和提取目标地物的多种特征(如光谱、形状、纹理、阴影、空间位置、相关布局等),利用模糊分类方法以达到对遥感影像进行分类和目标地物提取的目的。面向对象方法具有两个重要的特征:一是利用对象的多特征,二是用不同的分割尺度生成不同尺度的影像对象层,所有地物类别并不是在同一尺度的影像中进行提取,而是在其最适宜的尺度层中提取。面向对象分类方法的这两种特征使得影像分类的结果更合理,也更适合于高分辨率遥感影像的分类。

高分辨率遥感影像能提供更多的地面目标和更多的细节特征,为地物分类提供更大的可能性和更高的准确性。在城市区域高分辨率遥感影像中,80%的目标是建筑物和道路。作为地物类别中的主体内容,建筑物的提取有着重要的实用意义。同时,在城市区域高分辨率遥感影像中,地类信息丰富,可以清晰得分辨出小区、绿地、道路、林地、水体和裸地等地物,提取高分辨率上的土地利用信息对遥感制图和地理数据库更新有着重要的意义。

因此,本文以厦门岛 SPOT5 遥感影像为例,选取具有典型特征的城区建筑物实验区 a 和城区地类丰富的实验区 b,以 Ecognition 软件为平台,对实验区进行面向对象的分类实验,并通过与传统分类方法结果的对比,说明面向对象分类方法在进行高分辨率遥感影像分类时的优越性。

在对城区建筑物实验区 a 的提取实验中,结合建筑物的颜色、形状、纹理等特征,经过多次分割实验后,采用分割尺度 30,颜色因子、形状因子、光滑度、紧密度的权重值分别为: 0.7、0.3、0.5、0.5 进行对象分割,获得对建筑物较好的分割结果,大部分的建筑物能用一个或多个多边形表示。利用高分辨率遥感影像具有丰富的光谱和空间信息有利于精确判读目标属性的特点,将实验区建筑物根据屋顶的特性,进一步分为蓝白色屋顶建筑物、粉褐色屋顶建筑物和深褐色屋顶建筑物,利用分割对象的光谱和形状特性,对各类建筑物进行模糊分类提取结果。结果表明:采用面向对象分类方法提取的高分辨率影像中独立建筑与面向像元方法(如最大似然分类法,最小距离法,马氏距离法以及 SODATA 聚类法)提取的结果相比,能获得较为完整的各类建筑物对象,与真实地物保持更高的形状和属性一致性。

对城区地类丰富的实验区 b 进行分类时,由于地类的尺度存在较明显的差异,在本实验中采用多尺度分割获取多层次的地类目标,构建多层次的分类体系,多尺度分割可实现在不同的分割尺度层上提取类别信息,最后将提取的信息综合到一个层上。本实验中,构建了三个信息提取层:第一层即最底层 level1,分割尺度为 30,用于提取道路信息;第三层即最高层 level3,分割尺度为 210,用于提取林地、水体和裸地信息;第二层即用于最终分类信息综合的层 level2,分割尺度为 80,主要用于提取草地和城镇用地的信息,并继承第一层和第三层的信息。根据不同的分类目的得到多尺度分割的对象后,就可以计算对象的光谱、空间特征或两种组合对地物类型进行模糊分类。本实验中在分类特征上选取了光谱特征和形状特征进行地物类别的区分,最后通过模糊分类获取分类结果。将面向对象遥感影像的分类结果与传统面向像元分类方法(如最大似然分类法,最小距离法,马氏距离法以及 SODATA 聚类法)的分类结果进行精度评价。面向对象分类方法对实验区 b 的分类总精度达 90.33%, Kappa 系数为 0.8695,而面向像元分类方法最高的分类总精度仅为 70.00%, Kappa 系数为 0.5695。

从实验 a 和实验 b 的分类实验结果可以看出:

(1) 面向对象的遥感影像分类方法进行高分辨率影像的分类比面向像元分类方

法具有更高的精度。这是因为：面向对象的影像分类方法基本单元不再是单个像元，采用地物提取的适宜尺度分割得到“同质”对象，相对于单个像元，对象有更丰富的语义信息，通过构建地物类型提取的分类体系，充分挖掘了 SPOT5 影像丰富的光谱、形状、以及影像中地物之间的上下文等信息，加入了人的思维，提取的地物能与真实地物保持较高形状和属性的一致性，提高了分类精度。分类后的影像具有丰富的语义信息，便于解译和理解。而传统面向像元的分类方法在处理高分辨率影像时，不能充分利用高分辨率遥感影像丰富的细节信息，受“同物异谱”“异物同谱”的干扰大，致使总体分类精度降低。

(2) 面向对象遥感影像分类方法能有效避免面向像元分类结果中的“椒盐现象”。传统分类方法分类结果会产生“椒盐现象”，由于高分辨率影像局部异质性大的影响，“椒盐现象”更加明显。而面向对象方法提取同质对象进行分类，过于破碎的对象极少，噪声区域与周围的对象合并到一个特定的影像对象中去，且具有很强的抗噪声能力，能有效得避免“椒盐现象”。可见，面向对象分类方法更适合于高分辨率遥感影像，特别是高分辨率遥感影像城市区域的分类。

从面向对象分类方法实验来看，该方法也存在一些局限性，导致目标的错分与遗漏，主要是因为：基于对象的分类实际上是在分割的基础上分配每个对象的类别归属，分类的效果依赖于分割结果的质量。因此，如何选择更合适的分割尺度需要进一步深入研究。分类规则、体系也是决定分类精度的关键因素，如何建立更合理，有效的分类体系，进一步提高分类精度也是下一步研究的重点。基于面向对象遥感影像分类方法如何实现 GIS 和 RS 集成也是进一步深入研究的方向。此外，如何将高分辨率遥感分类与计算智能与知识工程的方法、计算机视觉、认知学的相关理论与方法等结合以提高解译自动化程度和效率仍然需要继续研究。

## 第1章 绪论

### 1.1 面向对象的遥感影像分类方法的提出

#### 1.1.1 研究背景

高空间分辨率是 21 世纪航空航天遥感传感器数据获取技术的趋向之一<sup>[1]</sup>。早期高分辨率传感器的研制与应用主要是在军事领域,以大比例尺遥感制图和对地物的分析和人类活动的监测为目的,二十世纪九十年代以后逐渐进入商业和民用领域的范围,并迅速地发展起来<sup>[2]</sup>,高空间分辨率遥感影像主要是指那些地面分辨率高于 5m 的遥感影像<sup>[3]</sup>。目前,多光谱遥感影像的空间分辨率达到 2.44m,而全色影像的空间分辨率则达到 0.61m。表 1-1 列举了几种典型的高分辨率传感器<sup>[4]</sup>。

表 1-1 几种典型的高分辨率传感器

Tab.1-1 some typical high-resolution sensors

卫星	发射日期	传感器	空间分辨率	影像覆盖
IKONOS II	1999 年 9 月 24 日	全色 / 多光谱	1m / 4m	11km×11km
Quick Bird II	2001 年 10 月 18 日	全色 / 多光谱	0.61m / 2.44m	16.5k×16.5km
Orb View4	2001 年 9 月	全色 / 多光谱	1m / 4m	8km×8km
SPOT5	2002 年 5 月 4 日	全色 / 多光谱	2.5m / 10m	60km

这些高分辨率遥感数据具有丰富的空间信息,地物几何结构和纹理信息更加明显,更便于认识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<sup>[5]</sup>,相对于高分辨率遥感影像来讲,中分辨率多光谱影像的光谱信息代表了概貌信息,其光谱特性有助于对目标的识别和判读,而高分辨率丰富的空间信息有助于提高地物定位和判读精度。高分辨率影像的特点使得在较小的空间尺度上观察地表细节变化,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<sup>[2]</sup>,为土地利用、城市规划、环境监测等民用方面提供了更便利、更详细的数据源,同时,随着高分辨率影像价格的下降,高分辨率影像的应用也越来越普及,迫切要求人们对高分辨率遥感信息提取进行研究,以满足高分辨率影像信息不断增长的应用和研究需要。

长期以来,目视解译和面向像元分类方法是进行遥感影像信息提取的基本方法。

目视解译方法目前仍被广泛应用于精度要求较高的信息提取中,特别是在高分辨率的遥感信息提取。但是,目视解译既需要丰富的地学知识和目视判读经验,又



需要花费大量的时间去目视判读,其劳动强度大,信息获取周期长,解译质量受目视判读者的经验、对解译区域的熟悉程度等各种因素限制,具有很大的主观性<sup>[6]</sup>。

面向像元分类方法是以像元为基本单元进行遥感信息提取,主要包括监督分类和非监督分类,它们都有成熟的技术方法。常用的监督分类有最大似然法、最短距离法、马式距离法等,常用的非监督分类有分级集群法、ISODATA 聚类法、K-均值法等。面向像元技术主要根据像元的光谱信息进行分类,然而,高分辨率遥感数据通常包含较少波段,光谱信息不如空间特征丰富<sup>[5]</sup>,分类时不能仅靠光谱特征,更多的是要利用其几何特征和纹理信息。因为高分辨率影像地物的几何结构和纹理信息更加明显,意味着地物的空间破碎性更加明显,增加了不确定性,即使是水面也不是均值的,会因受污染的程度而产生像元灰度值的变化,而以像元的光谱特征为主要依据的分类方法无法表达同一地物本身的光谱异质性;同时,遥感影像的数据量随着空间分辨率的增加成指数级增长,高分辨率影像信息提取对计算机的软、硬件都提出了更高的要求,以面向像元分类方法对高分辨率影像进行信息提取的速度较慢,不能满足遥感信息快速提取的需要。此外,面向像元分类方法提取的最终信息是离散的,不能表征不同的地物边界、面积等特征<sup>[7]</sup>。因此,对于高分辨率遥感影像来说再利用这种传统的分类方法,就会造成分类精度降低,空间数据的大量冗余,造成资源的浪费<sup>[5]</sup>。

尽管,近年来国内外学者在面向像元的遥感影像分类基础上进行了大量研究,引入许多新方法,如神经网络分类器<sup>[8]</sup>、支持向量机<sup>[9]</sup>、分层聚类<sup>[10]</sup>、粗集理论<sup>[11]</sup>、纹理分类<sup>[12]</sup>等,在一定程度上提高了影像分类的精度。但从本质上讲,这些方法仍是基于像元层次,不能突破传统分类方法的局限性,也不能满足高分辨率遥感影像分类的要求<sup>[3]</sup>。

与此同时,传统方法存在着另一个局限性:不同的地物类型目标在同一个尺度上提取。遥感信息的空间尺度效应问题目前受到广泛的关注,在遥感领域中尺度与空间分辨率相对应,在不同尺度上占主导地位的地物信息是不同的,在同一分辨率或同一尺度的影像中提取的信息是有限的<sup>[14]</sup>。不同性质的类别信息有其最适宜的空间分辨率或尺度,应该在多分辨率或多尺度的影像中进行信息提取<sup>[15]</sup>。当同时描述或解释几个尺度的地物现象时,单一尺度的数据就不能解决问题了<sup>[16]</sup>。忽略了遥感应用中的尺度影响,对影像信息进行提取难以获得精确的成果。特别是,高分辨率遥感影像具有较高的空间分辨率,地物类型目标的形状、大小特征差异较中低分辨

率影像更加明显,即地物类型的尺度差异明显,因而,在单一的尺度上进行高分辨率遥感影像所有类别信息的提取难以满足充分利用影像信息的要求。

综上所述,利用传统的分类方法对高分辨率影像进行信息提取存在一定的局限性,因此,如何根据高分辨率影像的特点,实现高分辨率影像信息的快速、高精度提取是目前急需解决的问题,也是本文的研究重点。

### 1.1.2 面向对象的遥感影像分类方法的提出

针对高分辨率遥感影像的特点,如何充分挖掘高分辨率遥感影像所包含的信息,是高分辨率遥感影像信息提取成败的关键。

Baatz M 和 Schape A 根据高分辨率遥感影像的特点,提出了面向对象的遥感影像分类方法<sup>[17]</sup>。面向对象的分类方法首先对遥感影像进行分割,得到同质对象,再根据遥感分类或目标地物提取的具体要求,检测和提取目标地物的特征或特征组合(如光谱、形状、纹理、阴影、空间位置、相关布局等),利用模糊分类方法以达到对遥感影像进行分类和目标地物提取的目的。

面向对象分类方法进行信息提取时,处理的最小单元不再是像元,而是含有更多语义信息的多个相邻像元组成的对象,在分类时更多的是利用对象的几何信息及影像对象之间的语义信息、纹理信息和拓扑关系,而不仅仅是单个对象的光谱信息<sup>[18]</sup>。面向对象的遥感影像分类方法的本质是以对象为分类的最小单元,从较高层次对遥感影像进行分类,以减少传统的基于像元层次分类方法语义信息的损失率,使分类结果含有更丰富的语义信息<sup>[13]</sup>。

面向对象方法具有两个重要的特征:一是利用对象的多特征,二是可用不同的分割尺度生成不同尺度的影像对象层,所有地物类别并不是在同一尺度的影像中进行提取,而是在其最适宜的尺度层中提取<sup>[19]</sup>,充分利用遥感影像的蕴含信息。面向对象方法克服了传统分类方法的两个缺陷:几乎所有的传统分类方法均基于像元级的处理;不同的影像目标处理均在同一尺度层次内进行<sup>[20]</sup>。面向对象分类方法的这两种特征使得影像分类能充分利用影像的多种信息,分类结果更合理,也更适合于高分辨率遥感影像的分类。

### 1.1.3 面向对象方法进行高分辨率影像分类的优点

面向遥感影像对象分类方法进行高分辨率影像分类时,相对于传统分类方法有以下几个优点:

(1) 面向对象遥感影像分类方法可充分利用遥感影像的多种特征更接近人脑解

译方式。根据人类认知心理学的研究表明,人类对外部景物的感知是一个统一的整体,包括对场景中每个物体的形状、大小、颜色、距离等性质都按照精确的时空方位等特点被完整地感知。在目视判读遥感影像时,除感受色调、色相的差别外,还通过形状和位置的辨认来获得大量信息<sup>[6]</sup>。在遥感影像中,任何地物都可以用其特征进行描述,只要提供足够且合适的特征,某一地物就可以和其它类别区别开<sup>[21]</sup>。因而,模拟人脑的解译方式,将遥感信息的多种特征充分利用起来,是遥感信息高精度提取的重要途径。

在高分辨率上,不仅地物的光谱特征更明显,地物类型的结构、形状、纹理和细节等信息也都非常突出,而传统的基于像元的分类方法提取像素单元的灰度值,在分类时只能用像素的最值、均值、方差等粗略信息来描述像素的特征<sup>[21]</sup>,因此所获得的分类结果信息都是十分有限的,而且其处理结果中往往会存在许多的小斑块。面向对象分类方法充分利用高分辨率影像特征丰富的特点,利用对象的光谱、形状、拓扑等信息,相对于传统基于像元的分类方法,分类特征信息丰富,更为接近人脑的解译方式。

(2)面向对象方法更适合处理空间尺度、空间分析问题。单纯基于影像像元的统计分析尺度不足以表达对地理学、景观生态学等处理不同尺度空间问题的学科来说具有认识论或哲学意义的基本概念<sup>[21]</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。因此,从无语义的像元出发进行空间相关的思维和推理活动是不适合的。在很多空间分析方法应用中经常出现的空间关系(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或方法的概念,一直都很难以有效地应用到遥感影像的分析中<sup>[22]</sup>。

随着对高分辨率应用越来越广泛,将空间分析应用到高分辨率影像中逐渐成为研究的需要,面向对象分类方法的出现使将空间分析方法应用到高分辨率影像分析中成为可能。

(3)面向对象方法属于遥感影像高层理解。从遥感影像分析理解的三层体现来看,这三个层次的主要差别之一体现在对影像内容语义层次的描述与理解上。基于像元的遥感影像分析方法基本上还属于影像的底层和中层理解这两个层次。为了实现遥感影像高层理解,就需要提高影像分析处理的语义层次<sup>[23]</sup>。Blaschke 等人指出,遥感影像的分析更应该侧重于对影像语义的分析,对影像语义信息的理解主要是通过影像中有意义的单元对象及其它们间的相互关系表达来实现<sup>[24]</sup>。

面向对象分类方法从对象的语义出发,是实现遥感高分辨率影像高层理解的重要方法。

(4) 面向对象方法能根据地物类别的特点提取不同尺度层上的信息。从理论上讲,不同地物目标均有与之相适应的最佳分辨率影像,在此分辨率层次上,影像对该地物类别的概括最适中,因而对该地物识别率具有最好的效果<sup>[25][26]</sup>。

传统分类方法由于分类器设计的缺陷,使得传统分类方法只能在同一分辨率层次上对所有影像目标整体解算。这种方法阻碍了目标语义特性的提取。面向对象分类方法克服了传统分类方法的缺陷,可以在单一分辨率的影像基础上,根据像元光谱与空间分布的特征,形成具有不同分辨率的影像目标层次,从而形成具有层次结构的影像资源集合,从遥感影像中提取所蕴含的影像空间信息,提高了面向对象分类方法的分类精度与可靠性<sup>[20]</sup>。

在高分辨率遥感影像上,不同的地物目标的光谱、空间等特征较中低分辨率遥感影像差异更加明显,从而在遥感影像上形成大小不同、明暗差异的对象。面向对象分类方法可在不同的适宜尺度上提取地类信息,相对于传统分类方法能充分利用影像的蕴含信息。

因此,面向对象的影像分类方法较传统面向像元的影像分类方法更适合于高分辨率影像,同时,就目前高分辨率遥感卫星的发展来看,面向对象分类方法作为一个新的发展方向仍将是一个研究热点。

## 1.2 面向对象遥感影像分类方法在国内外的研究现状

### 1.2.1 国际上面向对象遥感影像分类方法的研究

近年来,国内外学者从影像分割单元或斑块的角度对遥感分类方法进行了探索性研究,取得一些进展,如 Lobo 的每地块(Per-field)方法<sup>[27]</sup>, Aplin 等的每斑块(Per-Patch)分类方法<sup>[28]</sup>,这些方法是面向对象分类方法的雏形。

Baatz M 和 Schape A 根据高分辨率的遥感影像的特点,提出了面向对象的遥感图像分类方法以来,面向对象影像分类方法发展迅速,越来越多地受到遥感应用研究者的青睐。Olaf Hellwich 等人利用影像分割和知识辅助从高分辨率多源遥感影像数据中提取道路网络、农用地块和居民地等信息<sup>[29]</sup>。Mauro 和 Huang Huiping 等通过相关的实验研究对面向对象的影像分类结果的精度和准确性进行了肯定<sup>[30][31]</sup>。Shackelford 和 Davis 对比面向对象分类方法与面向像元分类方法对城市区域高分辨率多光谱影像的分类结果,说明面向对象分类方法更适合于城市或城郊区域的分类

[32]。Giada et al 及 Benz et al 认为面向对象分类方法在改进高分辨率遥感影像自动提取方面有着巨大的潜力, 是高分辨率影像自动分类的理想选择<sup>[33][34]</sup>。Renaud Mathieu 等利用面向对象分类方法对研究区 IKONOS 多光谱影像进行植被信息提取, 分类总精度达 92%, Kappa 系数达 0.89<sup>[35]</sup>。Gamanya 等利用面向对象分类方法对津巴布韦中心区域进行分类, 分类总精度超过 90%<sup>[36]</sup>。

所有这些研究表明, 在多数情况下, 面向对象的分类方法比面向像元分类方法取得更好的效果, 特别是对于中、高空间分辨率遥感影像的分析上<sup>[23]</sup>。

### 1.2.2 国内面向对象遥感影像分类方法的研究

面向对象影像分类研究在我国起步较迟, 于近几年开始进行该技术的应用研究。曹雪等对深圳市 QUICKBIRD 数据进行对象级的分类结果表明精度相对于传统方法有了明显的提高<sup>[37]</sup>。莫登奎等以高分辨率遥感影像数据 IKONOS 为主要数据源, 以多尺度分割与基于模糊逻辑分类的面向对象影像分析方法为主要技术, 自动提取株洲市城乡结合部的土地覆盖和土地利用信息, 达到了提取郊区丘陵地带林地信息和城市建筑、道路等土地覆盖信息的目的, 而且精度高, 速度快<sup>[13]</sup>。张宝雷等以三峡地区为例, 运用面向对象技术自动提取方法完成了三峡地区主要土地利用类型的自动提取工作并取得了较高的验证精度, 为在大面积的土地利用调查中应用遥感图像自动分类方法来获取土地利用信息的技术路线和方法方面作了一定探索<sup>[38]</sup>。钱巧静等利用面向对象的方法成功提取了三峡库区奉节县中部的土地覆盖信息, 得到了较为满意的结果, 利用野外采样数据进行验证其精度达 89.2%<sup>[39]</sup>。孙晓霞等利用面向对象的分类方法从 IKONOS 全色影像中提取河流和道路, 试验结果表明, 面向对象的分类方法能够满足高分辨率或纹理影像的分类需要, 具有很大的应用潜力<sup>[40]</sup>。黄慧萍等以高分辨率遥感影像为数据源, 以多尺度影像分割与面向对象影像分析方法为主要技术, 利用样本多边形对象的成员函数建立训练区, 自动提取大庆市城市绿地覆盖信息, 达到清查城市绿地的目的。该方法信息获取周期短、精度高、成本低, 实现了城市绿地信息精确获取与快速更新<sup>[41]</sup>。

### 1.3 本文的研究内容

本文在类似研究的基础上, 利用面向对象的分类思想, 对实验区高分辨率遥感影像进行分割的基础上, 探讨基于面向对象分类方法的高分辨率影像特征提取、分类体系的建立方法, 并提取地物类别信息。最后通过与传统分类方法在实验区的分

类结果对比评价，说明在对高分辨率遥感影像处理上，面向对象影像分类方法相对于传统面向像元影像分类方法的优越性。

本文共分为五章：

第一章阐述本文的研究背景，说明传统分类方法对高分辨遥感影像进行分类的缺陷，提出面向对象遥感影像分类方法及其在高分辨遥感影像分类的优势，论述了国内外面向对象遥感影像分类的研究现状和本文的研究内容。

第二章阐述了基于面向对象分类方法的原理及其流程。详细论述了面向对象分类方法的影像分割、分类体系构建及模糊分类。

第三章作为研究重点，选取典型建筑物区域和城区地类信息丰富的区域作为实验区，对实验区的高分辨率遥感影像进行面向对象的分类实验。

第四章对面向对象分类方法与传统面向像元分类方法的分类结果进行了对比评价和讨论。

第五章给出了研究结论，并进行相关讨论。

## 第2章 面向对象遥感影像分类方法

面向对象遥感影像分类方法的一般步骤是对预处理后的遥感影像进行分割,得到同质对象,使得分割后的对象满足下一步分类或目标地物提取的要求,再根据遥感分类或目标地物提取的具体要求,检测和提取目标地物的多种特征(如光谱、形状、纹理、阴影、空间位置、相关布局等),建立分类体系,最后采用模糊分类算法,实现地物类别信息提取的目的。

### 2.1 影像分割

#### 2.1.1 影像分割方法概述

利用面向对象的遥感影像分类方法进行分类前,必须借助影像分割方法来获得对象。

影像分割(image segmentation)是一种重要的影像分析技术,是指把影像分成各具特性的区域并提取出感兴趣区域的技术和过程。影像分割是由影像处理到影像分析的关键步骤,在影像处理中占有重要地位。一方面,它是要素表达的基础,对特征测量有重要影响;另一方面,因为影像分割及其基于分割的要素提取、特征提取和参数测量等将原始影像转化为更抽象更紧凑的形式,使得更高层次的影像分析和理解成为可能<sup>[42]</sup>。

常见的影像分割有两种,一种是依据区域间边界像元灰度不连续性的点相关的分割算法,可称为基于边界的影像分割算法;另一种是利用同一区域内灰度特征与纹理特征相似性的区域相关分割算法,可称之为基于区域的影像分割。此外,根据分割过程中处理策略的不同,分割算法又有并行算法与串行算法之分。在并行算法中,所有判断和决定都可独立并同时做出。而在串行算法中,早期处理结果可被以后处理过程所利用。一般后者的运算时间长,但抗噪声能力较强<sup>[43]</sup>。

并行边界类:并行边界技术指采用并行的方法通过对目标边界的检测来实现影像分割技术。串行边界类:串行边界技术采用串行的方法通过对目标边界的检测来实现影像分割的技术。并行区域类:并行区域技术指采用并行的方法通过对目标区域的检测来实现影像分割的技术。串行区域类:串行区域技术指采用串行处理的策略通过对目标区域的直接检测来实现影像分割的技术<sup>[44]</sup>。

常用的分割算法中,阈值分割法和像元分割法属于并行区域类,而区域生长和区域分裂合并则属于串行区域合并类<sup>[43]</sup>。

影像分割的研究多年来一直受得人们的高度重视,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。一些特殊的算法如:马尔可夫随机场,模拟退火,分形,高斯混合分布,高斯滤波器,布朗链,专家系统等。尽管人们在影像分割方面做了许多研究工作,目前尚无通用的分割理论,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<sup>[45]</sup>。

### 2.1.2 面向对象的区域合并算法

影像分割是对高分辨率遥感影像进行目标提取的一个重要手段,据统计,运用各种数学方法进行影像分割的算法有上千种,但并不是每种算法都适合于高分辨率遥感影像,就高分辨率遥感影像而言,应该根据其分辨率、波段、成像规律等自身特点,综合利用目标形状、色调和纹理等特征来进行影像的分割<sup>[46]</sup>。面向对象方法是基于影像区域对象的信息提取过程,所以分割针对区域进行是最直接的方法。面向对象技术采用区域合并分割算法,区域合并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,该技术在分割过程中同一时刻考虑了影像目标多边形的空间、光谱和形状三个特征,因此,同质的影像目标多边形本身不仅附带光谱方面的信息,还有空间的信息。

面向对象的区域合并算法中,影像分割时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。因此基于区域合并的分割技术需要考虑两个问题:设置类似像元合并的准则与确定停止像元合并的条件;要求影像分割后体现出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,由于这两个准则在分割过程中控制像元的归属,因此准则设置的合理与否将直接影响分割后影像对象的有效性。

区域合并算法的目的是实现分割后影像对象的平均异质性最小化,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<sup>[43]</sup>。

光谱异质性,形状异质性及对象合并后的异质性度量如下:

#### (1) 光谱差异性度量准则



光谱异质性参量:

$$h_{color} = \sum_c \omega_c \cdot \sigma_c \quad (2-1)$$

其中,  $c$  为波段数,  $\sigma_c$  是波段的光谱标准值,  $\omega_c$  是层的权重。

如果两个相邻区域的方差和面积分别为:  $\sigma^{obj1}$ ,  $n_{obj1}$ ,  $\sigma^{obj2}$ ,  $n_{obj2}$ , 合并后光谱差异性度量准则可表示为:

$$h_{color} = \sum_c \omega_c (n_{Merge} \cdot \sigma_c^{Merge} - (n_{obj1} \cdot \sigma_c^{obj1} + n_{obj2} \cdot \sigma_c^{obj2})) \quad (2-2)$$

式中  $\omega_c$  表示要参与分割合并波段的权重,  $n_{Merge}$ ,  $\sigma_c^{Merge}$  分别为合并后区域的面积和方差。

## (2) 形状差异性度量的准则

表征形状特征的两个参量为: 光滑度  $h_{sm}$  和紧密度  $h_{cm}$ 。光滑度是为了表征合并后区域的光滑程度, 而紧密度是为了保证合并后区域更加紧凑。

这两个参量的公式表达分别为:

$$h_{sm} = \frac{l}{b} \quad (2-3)$$

$$h_{cm} = \frac{l}{\sqrt{n}} \quad (2-4)$$

式中  $l$  为区域的周长,  $b$  为区域最小外接矩形的周长,  $n$  为区域的面积。如果两个相邻区域的形状分别为:  $l_{obj1}$ ,  $b_{obj1}$ ,  $l_{obj2}$ ,  $b_{obj2}$ , 合并后的形状参数为  $h_{compact}$ ,  $h_{smooth}$ , 那么这两个形状差异性度量准则就可以表示如下:

$$h_{compact} = n_{merge} \cdot \frac{l_{merge}}{\sqrt{n_{merge}}} - (n_{obj1} \cdot \frac{l_{obj1}}{\sqrt{n_{obj1}}} + n_{obj2} \cdot \frac{l_{obj2}}{\sqrt{n_{obj2}}}) \quad (2-5)$$

$$h_{smooth} = n_{merge} \cdot \frac{l_{merge}}{b_{merge}} - (n_{obj1} \cdot \frac{l_{obj1}}{b_{obj1}} + n_{obj2} \cdot \frac{l_{obj2}}{b_{obj2}}) \quad (2-6)$$

式中  $n_{merge}$ ,  $l_{merge}$ ,  $b_{merge}$  分别为区域合并后的面积、周长和区域最小外接矩形的周长。

形状差异性度量可用上述光滑度和紧密度两个参量来得到:

$$h_{shape} = \omega_{compact} \cdot h_{compact} + (1 - \omega_{compact}) \cdot h_{smooth} \quad (2-7)$$

式中  $\omega_{compact}$  表示光滑度在计算形状差异性度量准则中所占的权值。

### (3) 颜色和形状差异性度量准则的综合

综合以上几个区域合并差异性度量准则, 采用一个综合的差异性度量准则计算公式:

$$f = \omega \cdot h_{color} + (1 - \omega) \cdot h_{shape} \quad (2-8)$$

其中  $h_{color}$  和  $h_{shape}$  分别表示颜色和形状的差异性度量准则,  $\omega$  表示颜色差异性度量准则在综合准则中所占的权重<sup>[18]</sup>。

一般情况下光谱信息最重要, 不同光谱的对象一般不属于同一类地物, 然而形状因子的参与有助于避免影像对象形状的不完整, 其中光滑度用于完善具有光滑边界的对象, 紧凑度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。

因此在分割时要遵循两个原则: 一是尽可能的设置较大的光谱权值; 而对那些边界不是很光滑但聚集度较高的影像应使用尽可能不要的形状因子<sup>[48]</sup>。

停止影像分割的条件由分割尺度决定, 依赖于影像分析所感兴趣的类别属性。尺度参数用于量测两个对象合并时异质性改变的最大值, 这个值的平方做为停止合并的条件。当异质性的值小于尺度参数的平方则继续合并, 否则, 停止合并。

### 2.1.3 多尺度分割

一般的单一尺度遥感影像分割方法很难同时兼顾到影像的宏观和微观特征; 而且当影像内容比较丰富时, 直接分割往往会得到很多破碎的区域, 一定程度降低了目标识别的效率。不同性质的类别信息有其最适宜的空间分辨率或尺度, 单尺度的影像分析已不能满足信息提取的需要, 往往需要在不同的尺度下对遥感影像进行处理, 即多尺度遥感影像处理<sup>[49]</sup>。

面向对象分类方法引入基于区域合并算法的多尺度分割。固定空间分辨率的遥感影像数据在多尺度分割前, 表现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, 最小的影像对象是原始的像元, 此时影像不包含有意义的语义信息, 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, 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。在多尺度分割中, 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型的问题。

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<sup>[44]</sup>。多尺度分割不仅生成了有意义的影像对象,并且还将原分辨率的影像信息扩展到不同尺度上,实现影像信息的多尺度描述。多尺度分割符合人类视觉机制和特点,如随着尺度逐步增大,是对影像进行逐步综合的过程<sup>[50]</sup>。

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。因此,影像信息分割时尺度的选择是很重要,它直接决定以后分类结果精度高低。目前,对遥感影像分割的最佳参数还是一个重要的研究课题。最优尺度是相对的,某一变量的最优尺度对于另一个变量可能不是最优的。只有当影像数据满足一种特定的应用目标时才存在最优尺度,离开具体目标的应用,就不存在最优尺度。由于数据的尺度属性不可能从数值上连续变化,且在实践中也没有这种需要,最优本身并没有严格的标准,因此最优尺度只能是一个数值范围。对于一种确定的地物类型,最适宜的尺度值是分割后的多边形能将这种地物类型的边界显示清楚,并且能用一个对象或多个对象表示出这种地物,既不能太破碎,也不能太大,致使一个对象包含几个类型或类型边界模糊不清<sup>[44]</sup>。

不同的分割尺度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比较多,对象数量比较小。在对象层结构安排方面,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。对影像进行多尺度分割后,形成了对象的多尺度等级体系<sup>[18]</sup>,如图 2-1 所示:

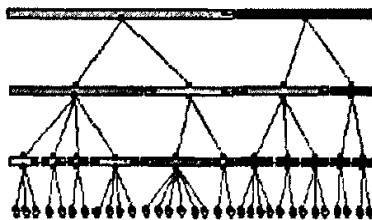


图 2-1 影像对象的层次网络图

Fig.2-1 hierarchical network of image objects

由于不同类别的地物在不同分辨率影像层次上的解译效果不同,因此,在适宜的层次上对地物目标进行识别提高了目标地物提取的效果。从多尺度分割的层次上看,分割尺度越小,对象平均面积越小,其所包含的物理信息(如光谱)就越精细,而相应的空间信息就减弱,语义特征越弱化,抽象信息也随之减少。分割尺度越大,对象平均大小增加,其所包含的物理信息减弱,但是空间信息增加,目标的语义强化,抽象类信息增加。大尺度对小尺度的包含有助于利用大尺度抽象信息强的特点,屏蔽掉小尺度由于过多的物理因素造成的空间噪声。小尺度对大尺度的细化,则利用其物理信息丰富的特征补充大尺度物理特征的缺乏,提升分类的精度<sup>[13]</sup>。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<sup>[44]</sup>。

多尺度分割后,影像信息提取可以在多个尺度的图层中进行切换,如对空间尺度大的类别就可以在分割尺度较大的图层提取,相反对于地物类型复杂的区域,就考虑尺度较小的图层中进行各种处理,信息提取完成后的各种地类可以叠加合并为一个图层,这种采用多尺度图层提取信息的方法,较始终在一个图层中操作更合理与高效<sup>[50]</sup>。

## 2.2 分类体系

理论上讲,特定的目标地物总是与一定的特征及其组合相联系,只要合理地选择地物特征及其组合,就能将目标地物和其他地物区别开<sup>[13]</sup>。

面向像元分类方法中,像元通常只包含有三种信息:光谱值、位置与大小<sup>[51]</sup>。基于面向对象分类方法分割后的对象具有丰富的信息,在对象中可提取的特征有:光谱特征、形状特征、纹理特征、拓扑特征等,每一种特征又包括若干指标。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、位置等;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;拓扑特征是指对象间的相邻、相接、包含等拓扑关系。此外,还包括基于层次网络的影像对象之间的关系等等。

面向对象的影像分类方法可以综合利用对象的多种特征并指定不同权重,建立分类规则对影像分类,进行地物特征信息的提取。

面向对象分类方法的框架基础是分类体系。分类是一个影像对象和语义类层相联系的过程。通过分类,每一影像对象被安排在某一具体的影像类别中<sup>[52]</sup>。

具体的分类规则可以充分利用对象所提供的各种信息进行组合,以提取具体的地物类型。不同层次可以针对特定地物类型建立各自规则,通过不同分类规则的层间传递,使得分类规则的建立不仅可以利用本层对象信息,也可以利用比本层高或低的其他层次的对象信息。在每一层次上,对象具有对象特征及不同层次下对象的关系。对象特征主要包括色彩、形状、纹理、继承性等;不同层次下的关系包括相邻的关系、子类、父类等。通过这些对象特征的描述参数可以把不同类别、不同层次上的类别加以有效地分开<sup>[53]</sup>。

具体的规则建立考虑以下三个层次:

(1) 各层次类型的规则建立。根据对象的光谱特征、几何特征和拓扑特征定义类型的判定规则。

(2) 层内子类型对父类型继承。如果存在子类型,子类型应首先继承其父类型的判定规则,然后增加其特有的光谱特征、几何特征和拓扑特征作为判定规则。

(3) 对每一层的分类结果进行合并与传递,形成最终的分类判定规则。

此外,每一规则的建立并不一定必须包含以上三个层次,如果能很好地对地物类型进行判定,仅用一个层次也可以形成规则。同样,在每个层次也可以灵活选择其特征形成其规则,并不要求包含所有特征<sup>[54]</sup>。

## 2.3 模糊分类

通过分类,每一影像对象被安排在某一具体的影像类别中。类别描述是描述一个类所具有的典型特征。传统的分类器(最大似然、最小距离、平行六边形)是将对象的类别属性值赋予 1 或 0,表达对象属于某类的是与否,这样的分类器通常被称为硬分类器,相反,软分类器(模糊分类或贝叶斯分类)使用可能性来描述对象对类的归属程度。归属值通常位于 0 与 1 之间,1 表示完全属于该类别,0 表示完全不属于,归属值的大小取决于对象满足类别描述的程度。软分类器的主要优点在于描述类别归属的不确定性。从影像理解的角度,软分类的结果更适合表达在认识世界时人类知识的不确定性,使得分类结果更接近人的语言和思维方式,即软分类器较之硬分类器更能反映真实的情况。

面向对象的影像分析采用基于模糊逻辑分类系统的典型软分类器。模糊数学分类方法是以模糊集合论作为基础,针对不确定性事物的分析方法。经分割后的多边形影像对象的各种属性值不是硬性的属于某个专题类,而是在不同程度上与专题类属性类似。因此,多边形对象与专题类并不是“是”与“非”的硬性关系,其关系

是不确定的。模糊逻辑是一种量化不确定状态的数学方法，基本思想是：样本的隶属度通过成员函数获得，成员函数把任意特征值范围转换为统一的范围 $[0, 1]$ ，描述一个类型的隶属度。与神经网络分类器对比，基于模糊分类器不是一个黑箱系统，它是一种对类别进行透明和适应性描述的技术，更贴近人类的思维方式，因此具有较好的可解释性<sup>[55]</sup>。采用模糊数学分类方法有以下几方面的优点：特征值向模糊值转化，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；提供了明确的和可调整的特征描述；通过模糊运算和层次类型描述，能够进行复杂的特征描述<sup>[56]</sup>。

## 第3章 数据与研究方法

### 3.1 实验区数据

国土资源部将 SPOT 影像列为较大比例尺国土资源、土地利用调查和数字国土工程及土地资源和土地利用信息系统数据更新的主要卫星遥感影像，目前 SPOT5 全色影像空间分辨率达到了 2.5m，为在较小的空间尺度上观察地表细节变化，进行大比例尺遥感制图，以及监测人为活动对环境的影响提供了丰富的数据源，因此对 SPOT5 影像进行信息提取研究具有重要的现实意义。

本文在厦门岛 2004 年 1 月 25 日的成像的 SPOT5 影像上选取实验区，进行面向对象分类实验。SPOT5 卫星由法国空间局（CNES）设计，与比利时和瑞典合作完成，于 2002 年 5 月 4 日发射的卫星。SPOT5 上搭载高分辨率几何成像装置 HRG 和植被探测器 VEGETATION 外，新增了一套高分辨率立体成像装置 HRS。SPOT5 的具体参数如表 3-1 所示：

表 3-1 SPOT5 影像参数

Tab.3-1 Specification of SPOT5

波段	波长范围	空间分辨率
Band1(近红外)	0.78 $\mu$ m-0.89 $\mu$ m	10m
Band2(红色)	0.61 $\mu$ m-0.68 $\mu$ m	10m
Band3(绿色)	0.50 $\mu$ m-0.59 $\mu$ m	10m
Band4(中红外)	1.58 $\mu$ m-1.75 $\mu$ m	20m
Pan(全色)	0.41 $\mu$ m-0.78 $\mu$ m	2.5m

厦门岛影像包括空间分辨率为 10m 的多光谱影像(包括近红外、红色和绿色波段)和空间分辨率为 2.5m 的全色影像。利用地形图分别对 SPOT 的多光谱影像和全色影像进行几何精校正，RMS 控制在 1 个像元以内。将精校正后的多光谱影像与全色影像采用主成分变换方法进行融合，融合后影像的空间分辨率为 2.5m，融合后的影像即有全色影像的高空间分辨率又具有丰富的光谱信息，有利于其后的分类。

高分辨率遥感影像能提供更多的地面目标和更多的细节特征，为地物分类提供更大的可能性和更高的准确性<sup>[3]</sup>。在城市区域高分辨率遥感影像中，80%的目标是建筑物和道路。作为地物类别中的主体内容，建筑物的提取有着重要的实用意义<sup>[56]</sup>。同时，在城市区域高分辨率遥感影像中，地类信息丰富，可以清晰得分辨出小区、

绿地、道路、裸地、水体等地物，提取高分辨率上的土地利用信息对遥感制图和地理数据库更新有着重要的意义。

因此，本文在融合后的 SPOT5 影像上选取建筑物较为典型的实验区 a 和城市地物类型丰富的实验区 b，进行面向对象分类方法的建筑物特征提取及城市地类复杂区域分类实验。其中实验区 a 的大小为  $412 \times 412$  个像元，实验区 b 的大小为  $1024 \times 1024$  个像元。实验区影像如图 3-1 所示：

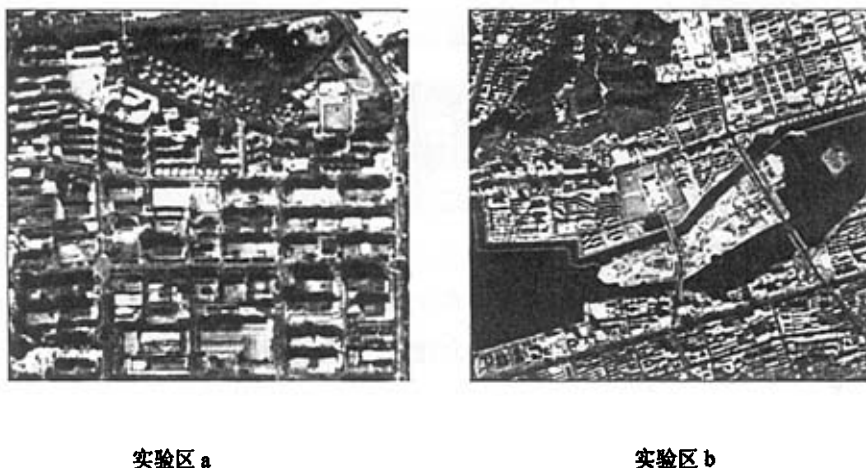


图 3-1：实验区 a 和实验区 b 影像图

Fig.3-1 Images of the research area a and the research area b

## 3.2 软件平台

第一个面向对象的遥感信息提取软件 ECognition 已经采用了面向对象、多尺度影像分析和模糊规则的处理与分析技术，并成功将其投入商业运用。ECognition 是由德国 Definiens 公司开发的面向对象分类软件，它提出的分类原理模拟人类的感知过程，从不同的尺度同时把握认知目标，是计算机高速处理和人类认知原理的结合。随着该软件的成功应用也涌现了大量 Object-oriented 的相关应用研究和文献<sup>[57]</sup>。

本文基于 Ecognition 操作平台，进行实验区面向对象的分类实验。

## 3.3 基于面向对象分类方法的实验区信息提取

面向对象分类方法对影像进行分割得到同质对象，提取地物的特征或特征组合建立分类体系，采用模糊分类方法实现地物类型信息的提取。面向对象的遥感影像分类方法存在两个技术难点：一是如何科学合理地对遥感影像进行对象分割，使分



割后的对象或像元包含丰富的语义信息，满足影像分类或目标地物提取的要求；二是如何简便快速地选择和提取影像中对象的特征，并利用这些特征或特征组合<sup>[13]</sup>，建立分类规则，进行遥感影像地物提取。本节将结合实验区 a 和实验区 b 的特点，探讨对象分割、特征提取及分类体系的建立，并对实验区进行面向对象的信息提取实验。

### 3.3.1 实验区 a 建筑物信息提取实验

从实验区 a 中可看出，在 SPOT5 遥感影像上，建筑物的特征主要表现为以下几个特点：

- (1) 通常只能看到建筑物的顶部，建筑物侧面反映较少；
- (2) 屋顶受不同建筑材料及新旧状况影响，因而表现出不同的光谱特征；
- (3) 高层建筑物阴影普遍存在；
- (4) 建筑物没有固定的形状。

从具体情况分布上看，在实验区 a 左上角主要分布小型长条的建筑物，其余部分为大型的独立建筑。其中，大型的独立建筑，特征清晰明亮、规整，与周围地物有较大差异，各独立建筑光谱特征存在差异。小型建筑物构成建筑群，这类建筑的影像较为清晰，建筑物和阴影间隔存在，排列紧密，结构特征明显。从建筑物的光谱特征上看，主要有三种建筑物类型：蓝白色屋顶建筑物、粉褐色屋顶建筑物和灰褐色屋顶建筑物。本实验将结合对象的光谱和形状特征，构建建筑物提取的分类体系，进行独立建筑物的提取。

#### 3.3.1.1 分割

通过影像分割获取类别对象，类别提取存在最优尺度，最优尺度的选择主要依赖于影像数据的分辨率和应用目的，因此通过对实验区 a 分割结果的对比确定建筑物提取的最优尺度。影像分割的重要参数是颜色、光滑度和聚集度，把颜色因子的权重设为 1，则意味着分割后的多边形对象全部由光谱值的均质性来决定。选择一个较低的颜色因子，则对象更多由空间均质性来决定。如果颜色指标的权重低于 0.1，则所得出的对象根本不与影像信息相关。光滑度和聚集度同属于形状因子。光滑因子是通过光滑边界来优化影像对象的，而聚集度因子是通过聚集度来优化影像对象<sup>[29]</sup>。

对实验区 a 进行分割实验，将分割尺度设为：5，10，20，30，40，50，颜色因子、形状因子、光滑度、紧密度的权重值分别设为：0.7、0.3、0.5、0.5。结果表明

当分割尺度为 30 时,能获得对建筑物较好的分割结果。从分割结果图看出,在该尺度下,能较好得分离建筑物和阴影,建筑物与周围地物。同时分割后,大部分的建筑物能用一个或多个多边形表示。实验区 a 整体的分割结果及局部效果如图 3-2 所示:

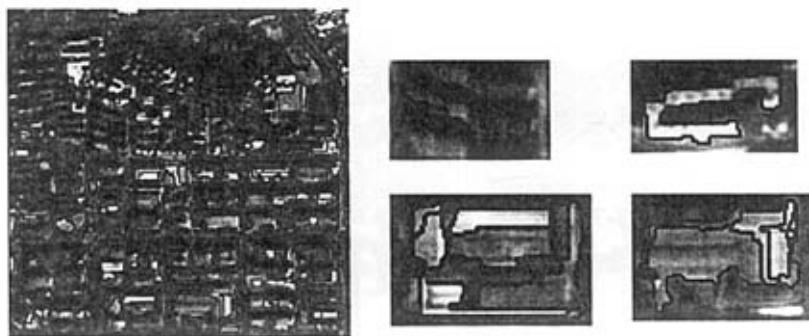


图 3-2 实验区 a 分割整体结果图及局部效果图

Fig.3-2 the whole and partial result of segment of research area a

### 3.3.1.2 对象特征提取及分类

面向对象的分类方法在分割后的影像上提取建筑物的特征信息,创建类的成员函数,进行类别信息的提取。

SPOT5 遥感数据具有丰富光谱和空间信息,便于认识地物目标的属性特征,有助于提高地物定位和判读精度,使得认识地物的内部差异、地表细节成为可能。本实验将充分利用 SPOT5 影像这一特性,根据实验区建筑物屋顶的特性,按蓝白色屋顶建筑物、粉褐色屋顶建筑物和灰褐色屋顶建筑物进行建筑物的细化提取。

#### (1) 蓝白色屋顶建筑物的提取。

蓝白色屋顶建筑物中白色屋顶的建筑物为新建成的建筑物,蓝色屋顶的建筑物则为特殊材料的建筑物,两者均有较高的对象光谱特征值。因此可采用其光谱特征进行对象的初步提取。在面向对象分类中常用的光谱特征有:

##### ①对象光谱值

$$C_L = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n C_{Li} \quad (3-1)$$

$C_L$  表示某一波段上对象的光谱值,为该对象在这一波段上所有像元光谱值之和的平均值,  $C_{Li}$  为像元的光谱值,  $n$  为对象所包含的像元数。

##### ②亮度(brightness)

$$b = \frac{1}{nL} \cdot \sum_{i=1}^{nL} C_i \quad (3-2)$$

$b$  表示对象在所有波段上的光谱均值, 为该对象在所有波段上对象光谱值之和的平均值,  $C_i$  为对象在第  $i$  层上的光谱值,  $nL$  为总层数<sup>[18]</sup>。

对蓝白色建筑物初步分类采用光谱特征为: 波段 2 上对象光谱值大于 86, 波段 3 上对象光谱值大于 146, 以此构建成员函数进行白色屋顶建筑物的提取, 则其成员函数设置为: 当波段 2 上对象光谱值大于 86, 波段 3 上对象光谱值大于 146 时, 返回成员函数值均为 1。初步提取结果中, 由于裸地的光谱特征值与其及为近似, 产生一定的误分类, 如图 3-3 所示:



图 3-3 裸地误提结果及影像原图

Fig.3-3 the mistake extracted of the nakedly and the image

从裸地与蓝白色屋顶建筑物的对象特征对比上看, 裸地比建筑物具有更大的面积, 因此, 采用对象的面积作为进一步的拘束条件, 在面向对象分类方法中, 对象的面积大小为对象所包含的像元总数。将提取蓝白色屋顶建筑物的面积值设置为: 面积小于 800 个像元。其成员函数设置为当对象面积小于 800 个像元时, 返回成员函数值为 1。从结果来看, 根据这些特征能很好得提取白色屋顶的建筑物, 提取的部分效果如图 3-4 所示:



图 3-4 蓝白色屋顶建筑物的提取效果图

Fig.3-4 the extracted result of buildings with blue and white roofs

## (2) 粉褐色屋顶建筑物的提取

从粉褐色屋顶建筑物对象的特征上发现, 该类建筑物在波段 1 上对象的光谱特征值集中在 [73, 101], 首先用该特征提取粉褐色屋顶建筑物。初步提取结果中, 由于部分裸地的颜色表现为粉褐色与建筑物极为接近, 同时提取了部分裸地。观察裸

地的对象特征发现在波段 2 上裸地对象的特征值均小于 86，将波段 2 上对象特征值大于 86 作为第二个约束条件，剔除部分裸地，提取目标地物。则粉褐色屋顶特征的成员函数设置为：当波段 1 上对象的光谱特征值范围为[73, 101]，波段 2 上对象光谱特征值大于 86 时，返回成员函数值均为 1。提取的整体结果及部分示意图如图 3-5 所示：

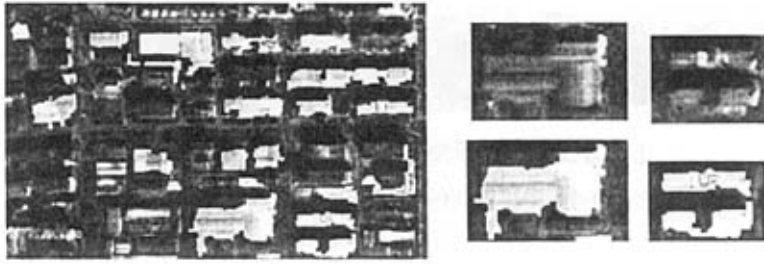


图 3-5 粉褐色屋顶的提取结果及部分效果图

Fig.3-5 the extracted result of buildings with light brown roofs

### (3) 深褐色屋顶建筑物的提取

实验区大部分建筑物屋顶的光谱特征表现为深褐色，该类型建筑物的提取，首先采用掩膜的方法，限制其特征为非白色屋顶建筑物、非粉褐色屋顶建筑物，排除已有分类结果对地物提取的干扰。

深褐色屋顶建筑物对象的光谱特征与阴影及林地均具有较低的光谱特征值，需要将深褐色屋顶建筑物与阴影及林地区分出来。观察深褐色屋顶建筑物的光谱特征，在波段 1 上深褐色屋顶建筑物对象的光谱值范围为[45, 73]，而阴影和林地在该波段上光谱特征值均小于 45。因此，利用掩膜和深褐色屋顶建筑在波段 1 上的特征，进行深褐色屋顶建筑物的初步提取。

初步提取结果中，仍混合了大量的深褐色屋顶建筑物的周边地类对象，对比深褐色屋顶建筑物及周遍地类的对象信息发现：周边地类亮度值(brightness)较高，均高于 92，同时面积较建筑物大，因此，将深褐色屋顶建筑物提取的进一步约束条件设为：亮度值小于 92，对象面积小于 6000 个像元，排除其他与深褐色屋顶建筑物近似的区域，提取目标地物。则深褐色屋顶建筑物提取的成员函数设为：当波段 1 上对象的光谱特征范围为[45, 73]，亮度值小于 92，对象面积小于 6000 个像元时，返回成员函数值均为 1。提取结果及部分效果如图 3-6 所示：

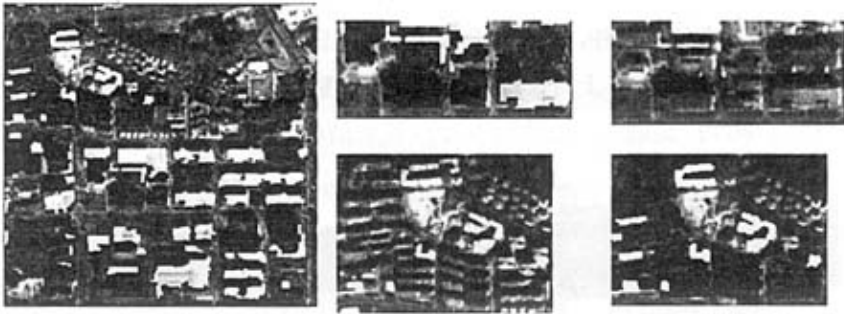


图 3-6 深褐色屋顶建筑物的提取结果

Fig.3-6 The extracted result of buildings with bistre roofs

因此，综合蓝白色屋顶建筑、粉褐色屋顶建筑物、深褐色屋顶建筑物，实验区 a 所有建筑物的提取结果如图 3-7 所示：



图 3-7 建筑物的提取结果图

Fig.3-7 The extracted result of buildings

从实验结果来看，面向对象分类方法能较好得提取独立建筑物，且能较好区分建筑物的内部差异，与其它地物有较高的形状和属性一致性。

### 3.3.2 实验区 b 地物类型分类实验

从实验区 b 的具体情况和特点看，在实验区中主要存在 6 类地物信息：水体、林地，草地，裸地，道路和城镇用地，这六种地物的特征主要表现如下：

- (1) 水体，光谱特征呈现出蓝色或黑色，面积较大，形状规则边界清晰。
- (2) 林地，光谱特征呈现绿色，成片，面积较大，受地形影响边界自然圆滑。
- (3) 草地，光谱特征呈现浅绿或黄绿，在实验区影像中面积大小中等，主要分布在道路两侧，边界清晰。
- (4) 裸地，光谱特征呈现亮白色，形状较为规则，边界清晰。
- (5) 道路，光谱特征呈现青灰色，形状呈长条形，具有一定的长度，交错分布

在城镇用地中，部分道路受周围城镇用地的影响，边界模糊。

(6) 城镇用地，光谱特征较为复杂，变化范围从白色、粉红到褐色，研究区范围内独立大型的建筑物特征不明显，以具有组织的建筑结构群为主，体现为形状较为规则的由道路错开的小区。

在实验区 b 中，本文将利用面向对象的分类方法提取水体、林地、草地、裸地，道路和城镇用地，其中城镇用地以小区的组织结构获取。

### 3.3.2.1 多尺度分割

实验区 b 中地物的大小尺度差异较为明显。例如，影像上水体对象较大，同时，高分辨率遥感影像上水体由于水深等影响水面呈现出一定的异质性，如果用小尺度进行分割，就会使此水体的对象需用较多数量的多边形表示，而受到同物异谱的影响，将进一步增加了对象的破碎性，不利于大尺度地物的信息提取，因此，用大的尺度分割得到水体对象更为合理；而道路宽度较小，如果继续用一种大的尺度进行分割，势必将道路周围的地物如绿地等合并到道路对象当中，产生“混合对象”，不利用道路的提取，会影响到后面的分类精确性，因此需用相对小的尺度进行道路对象的分割。由此可见，根据不同地物的特征选择不同的分割尺度，得到的地物类型对象更能逼近真实的地物形状，也使得对象更加纯净。由于最优尺度的选择主要依赖于影像数据的分辨率和应用目的，因此通过对研究区的分割对比实验确定类别信息提取的最优尺度。

对实验区影像进行多尺度分割实验，分割尺度分别为：10、30、80、210、420。将颜色因子、形状因子、光滑度、紧密度的权重值均设为：0.7、0.3、0.5、0.5。从分割结果看，使用不同的分割尺度得到的影像对象存在较大的差异：

(1) 分割尺度为 10：影像对象数量很多，且多边形十分破碎，即使是面积很小的面状地物也会被分割成多个对象组成，如独立的房子，对于类别的提取来说这一分割尺度是不适宜的，因为提取后多边形处理的工作太繁琐。(2) 分割尺度为 30：均值且较小的地物类别生成多边形对象，如：带状线性的道路。(3) 分割尺度为 80：草地、城镇用地能生产相邻的多边形对象，对象较为纯净。(4) 分割尺度为 210：可提取大面积的水体、林地及裸地，三者在该层中十分清晰，可用少量相邻的多边形表示，可在后续的处理中合并为一个多边形对象。(5) 分割尺度为 420：影像对象面积较大，大多数地物类别与其它类别混合，对于研究类别提取是意义不大。

从多尺度影像层中对象的分析来看，本文选择尺度 210 对林地、水体、裸地进

行对象分割；选择尺度 80 对城镇用地及草地进行对象分割；选择尺度 30 对道路进行对象分割。

分割尺度为 210, 80, 30 的分割结果如图 3-8 所示：

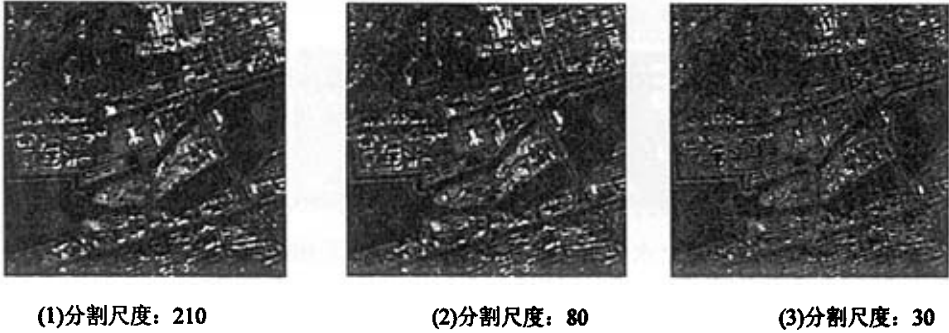


图 3-8 实验区 b 影像不同尺度的分割结果图

Fig.3-8 The multiscale segment results of the research area b

((1)segment scale :210; (2)segment scale :80; (3) segment scale :30)

### 3.3.2.2 对象特征信息提取及分类

根据实验区 b 地物类型对象的特征信息及以及地类与地类间的关系，本实验建立了分层分类层次结构。在每一对象层次，并不要求对所有类别进行分类，而仅考虑在光谱和几何特征较容易区分的类别。

根据不同的分类目的得到多尺度分割的对象后，就可以计算对象的光谱、几何特征或两种组合进行分类。多尺度分割可实现在不同的分割尺度层上提取类别信息，最后将提取的信息综合到一个层上。本文构建三个信息提取层：第一层即最底层 level1, 分割尺度为 30, 用于提取道路信息；第三层即最高层 level3, 分割尺度为 210, 用于提取林地、水体和裸地信息；第二层即用于最终分类信息综合的层 level2, 分割尺度为 80, 主要用于提取草地和城镇用地的信息，并继承第一层和第三层的信息。

#### (1) 第三层 level3 信息提取

level3 为本文构建分类体系的最高层，可提取大尺度的数据为下一层的分类提供参考。在 level3 中创建四个类别，分别为林地、水体、裸地和其它地类，并根据地物的特征提取类别信息。

在实验区影像中，林地的光谱特征表现为绿色，林地类型与其余类型存在着明显的光谱差异，根据林地对象的特征，引入波段 2 和波段 3 的对象光谱值作为林地与其余类型的区分特征进行林地的初步分类。在初步分类结果中，林地类型被完整

得提取出来，但是，由于在实验区中一些较为浓密的草地光谱特征也表现为绿色，林地与草地在对象光谱值上有一定范围的交叠，仅用对象的光谱平均值分类后会将个别草地分入林地。可见，单纯利用光谱平均值无法完全区分林地与草地。从林地对象的特征来看，林地的面积均大于 13000 个像元，而草地的面积相对而言比较小。因此，本文引入面积大小用以进一步区分林地和草地。由此，林地提取的特征值为：波段 2 上对象光谱值范围为[32, 55]，波段 3 上对象光谱值范围为[32, 57]，对象面积大小大于 13000 个像元。林地的成员函数设置即为：当对象在波段 2 上光谱值范围为[32, 55]，在波段 3 上光谱值范围为[32, 57]，对象面积大小大于 13000 个像元时，返回成员函数值均为 1。林地的分割及提取结果如图 3-9 所示：



图 3-9 林地的分割及提取结果

Fig.3-9 The segment and extracted result of the forest

在实验区影像中，水体的光谱特征表现为蓝色，与其它地物的光谱特征差异明显。根据水体与其它地物在光谱特征上的明显区别，用波段 2 的对象光谱值定义水体特征，可将水体与其它地物类型区分开来。水体提取的特征值为：波段 2 上光谱值范围为[17, 30]。因此，水体的成员函数设置为：当对象在波段 2 上光谱值范围为[17, 30]时，返回成员函数值为 1。在该尺度上水体的分割效果及提取结果如图 3-10 所示：

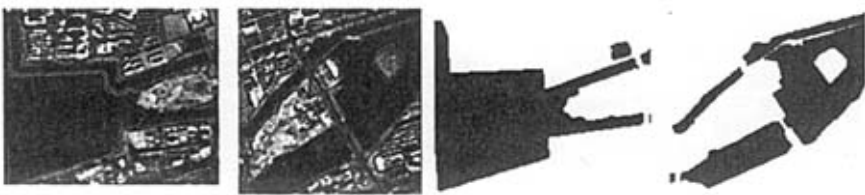


图 3-10 水体的分割效果及提取结果图

Fig.3-10 The segment and extracted result of the water

在实验区影像中，裸地表现为亮白的区域，与其它大部分地物的光谱有较大的



不同, 因此用亮度和波谱平均值进行裸地的初步, 裸地提取的特征值设为: 亮度值范围为[97, 138], 波段 2 上对象光谱值范围为[83, 117], 其成员函数设置为: 当亮度值范围为[97, 138], 波段 2 上对象光谱值范围为[83, 117]时, 成员函数返回值均为 1。裸地的分割结果及提取的初步结果如图 3-11 的所示:



图 3-11: 裸地分割效果及初步提取结果

Fig.3-11: The segment and initial extracted result of nakedly

从图中看不仅初步提取结果提取了裸地, 还提取了一些光谱特征与裸地极为近似的新建成的建筑物。观察裸地与其它提取地物的区别, 发现裸地具有较为规则的形状及在面积上有一定的特征。根据这一特点, 引入形状因子和面积大小, 进一步区分裸地与提取的多余地物。在面向对象分类方法中对象的形状指数表示为:

$$s = \frac{e}{4 \cdot \sqrt{A}} \quad (3-3)$$

其中  $e$  为对象的边界长度,  $A$  为对象的面积<sup>[18]</sup>。

因此, 裸地的特征值引入: 形状指数范围为[1.32, 1.60], 面积大小大于 1400 个像元。结合裸地的光谱特征, 其成员函数设置为当亮度值范围为[97, 138], 波段 2 上对象光谱值范围为[83, 117], 形状指数范围为[1.32, 1.60], 面积大小大于 1400 个像元时, 成员函数返回值均为 1。裸地的提取结果如图 3-12 所示:

图 3-12 裸地的提取结果

Fig.3-12 The extracted result of nakedly

在 level3 中提取了林地、水体和裸地三种地物类型，本文将剩余的类型归入其它地类中。在此，其它地类采用掩膜方法获取，即表达为：非林地、非水体、非裸地。其它地类包括草地，道路和城镇用地。采用掩膜法即避免已提取目标对其提取时的干扰，提高了分类精度，又极大的减少了分类需要处理的分类单元数，提高了分类速度。因而，其它地类的其成员函数设置为：当其不满足林地、水体、裸地的特征时返回成员函数值均为 1，获取其它地类的提取结果。

因此，在分割尺度为 210 的 level3 中提取的林地、水体、裸地和其它地类的结果如图 3-13，该尺度下的分类结果为中尺度的进一步分类提供了参考。

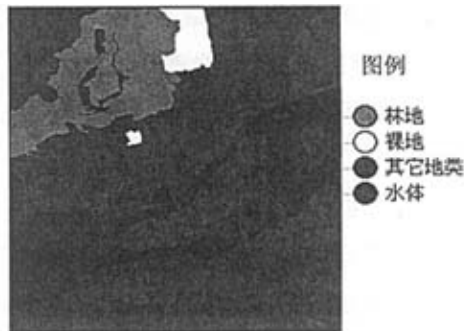


图 3-13 level3 的分类结果图

Fig.3-13 The classification result of level3

## (2) 第一层 level1 道路信息的提取

在 level1 中用 30, 0.3, 0.5 对影像进行分割提取道路，在分割尺度为 30 的条件下，道路能被分割为较为纯净的多边形，在该尺度下提取道路较为合适，分割的部分效果如图 3-14 所示：

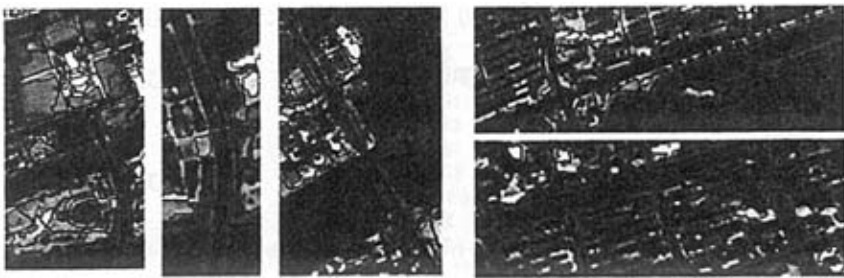


图 3-14 道路的分割效果图

Fig.3-14 The segment result of the roads

对象提取时，希望能用较少的特征提取满足要求的地类信息。道路具有两个主

要的特征：一是在光谱上具有一定的相似性，二是道路具有一定形状指数、长度或较大的长宽比。通过以上对道路特征的分析，道路提取可通过构建如下层次的知识库体系实现：第一，多边形对象必须满足道路的光谱特征。光谱特征作为一个限定条件，用于排除其它的对象。第二，多边形对象需满足一定的几何特征。同一条道路采用相同的材质，内部灰度比较均匀，因此分割后，道路上将会是很多长条状的对象，一般具有一定的形状指数、较大的长宽比或较大的长度，这些形状特征是道路区别于其它类型地物的主要特征。

在此，首先利用道路对象最基本的光谱特征，即根据道路与其它地类的光谱差异进行初步分类，采用三个波段上对象光谱值。将道路提取的特征值设为：波段 1 上对象光谱值范围为[40, 55]，波段 2 上对象光谱值范围为[43, 60]，波段 3 上对象光谱平均值范围为[67, 87]。根据这三个波段上的特征值构建成员函数进行道路的提取。

道路的初步分类结果中，除提取了道路外，还提取了许多光谱特征与道路相近城镇用地建筑物及阴影区域。可见仅仅依靠道路简单的三个波段的光谱信息难以提取道路信息。在此，继续引入对象长度，对象的长宽比以及形状指数进行道路的进一步精确提取。

在面向对象的分类方法中计算形状特征的基础是矢量化后各点的坐标组成的协方差矩阵 (S)，即

$$S = \begin{pmatrix} Var(x) & Cov(xy) \\ Cov(xy) & Var(y) \end{pmatrix} \quad (3-4)$$

式中x和y分别是该对象的所有像元的x, y坐标组成的矢量， $Var(x)$ ， $Var(y)$ 分别是x和y的方差， $Cov(xy)$ 是x, y之间的协方差<sup>[18]</sup>。对象的长宽比和长度分别表示为：

$$\gamma = \frac{l}{\omega} = \frac{eig_1(S)}{eig_2(S)} \quad eig_1(S) > eig_2(S) \quad (3-5)$$

$$l = \sqrt{A \cdot \gamma} \quad (3-6)$$

其中， $eig_1(S)$ ， $eig_2(S)$ 分别为协方差矩阵的特征值， $\omega$ 为对象的宽度，A为对象面积， $\gamma$ 为对象长宽比， $l$ 为对象长度。

根据道路的形状特征，道路提取的进一步约束条件可设为：对象长度范围为[32, 170]，对象长宽比范围为[2.7, 6.7]，对象的形状指数范围为[1.2, 2.9]。因此，道路

的成员函数设置为：当波段 1 上对象光谱平均值为[40, 55]，波段 2 上对象光谱值范围为[43, 60]，波段 3 上对象光谱值范围为[67, 87]，对象长度范围为[32, 170]，对象长宽比范围为[2.7, 6.7]，对象的形状指数范围为[1.2, 2.9]时，成员函数返回值均为 1。用新的特征值对道路进行分类后，道路的最终提取结果如图 3-15 所示：



图 3-15 道路的分类结果

Fig.3-15 the extracted result of the roads

(3) 第二层 level2 信息的提取

在 level2 中进行最终信息的获取，可利用大尺度的信息和小尺度的信息。

在面向对象的分类方法中父类可以继承子类的信息，子类同样可以继承父类的信息，层与层之间构成继承的网络结构，为信息的提取与传递提供了重要的体系。因此，在本实验中，level2 可从大尺度(level1)中继承水体、林地和裸地的分类结果，在小尺度(level3)上继承道路的分类结果，而在 level2 只需提取草地和城镇用地的信息，便可实现在 level2 上获取所有地物的分类信息。实验区分类所构建的分类等级体系如图 3-16 所示：

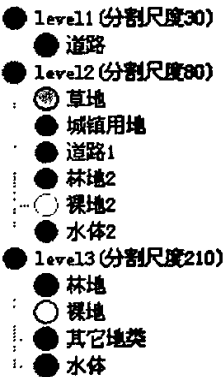


图 3-16 实验区 b 的分类体系图

Fig.3-16 the classification system of research area b

因此，在 level2 中定义林地的特征，可利用大尺度上林地的分类结果，将大尺

度上的林地归入 level2 中, 即继承大尺度上的林地。这里便用到类层间的相关性, 子类继承父类 (super-objects) 的结果。因而, 在此 level2 上的林地特征可定义为: Class-relates>relations to super-objects>Existence of>林地, 同理, level2 继承 level3 中的裸地、水体可分别表达为: Class-relates>relations to super-objects>Existence of>裸地; Class-relates>relations to super-objects>Existence of>水体。

在 level2 中定义道路的特征, 可利用小尺度上道路的分类结果, 将小尺度上的道路归入 level2 中, 即继承小尺度上的道路。同样用到类层间的相关性, 即继承子类 (sub-objects) 的分类结果。因而, 在此 level2 上的路桥特征可定义为: Class-relates>relations to sub-objects>Existence of>道路。因此, 在 level2 中继承 level1 的道路, 继承 level3 中的林地、水体和裸地的结这些特征类都被合并到 level2 上。由此, 在 level2 中只需在分出草地和城镇用地便可提取实验区的全部地物。

在实验区 b 影像中, 草地光谱特征表现为浅绿或黄绿, 草地的信息提取首先利用草地的光谱信息, 其特征值设置为: 波段 1 上对象光谱值范围为[39, 76], 波段 2 上对象光谱值范围为[55, 84], 波段 3 上对象光谱值范围为[58, 86]。根据草地的光谱特性构建成员函数进行草地的信息的提取。本文主要提取分布在道路周围的成片草地, 在初步提取的结果中, 一些城镇用地对象内由于有少量的绿地对光谱值的影响, 使得一些城镇用地被归入草地中。为了进一步准确提取草地信息, 本文引入对象的长宽比及形状因子, 用以区分草地及提取的多余对象。草地提取的进一步特征值为: 对象的长宽比范围为[1.0, 3.1], 形状因子的范围为[1.2, 3.8], 用新的特征值对草地进行分类后, 草地的最终提取结果如图 3-17 所示:

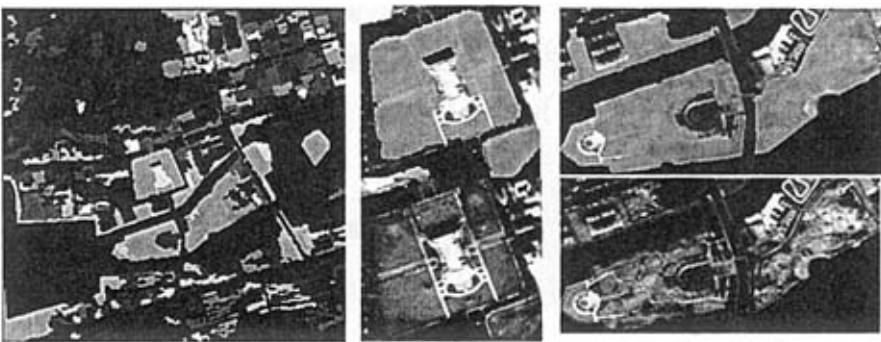


图 3-17 草地的提取结果及部分效果图

Fig.3-17 The whole and partial extracted result of grasslands

城镇用地是 level2 中需要提取的最后一类，在实验区中，城镇用地分布广泛，与林地、草地、道路、水体及裸地均有相邻，城镇用地内部类型复杂，建筑物样式多样，新老建筑物混杂，基本为小型建筑物构成的密集型建筑群，城镇用地内部交错着一些清晰可见的较小等级的道路，总体而言，城镇用地内部存在着较大的光谱差异性和结构复杂性。在本实验中，根据该实验区在 SPOT5 上的目视效果和可区分度以由道路错开的小区为提取的单元提取城镇用地。在 level2 中单独提取城镇用地具有一定的难度，因此，本文采用掩膜法获取城镇用地信息，这样即提高了城镇用地的分类精度有提高了分类的速度。定义城镇用地的特征为：非林地、非水体、非裸地、非路桥、非草地。则其成员函数的设置为，当城镇用地的特征值不满足林地、水体、裸地提取的特征值时返回成员函数值均为 1。城镇用地的分类结果如图 3-18 所示：

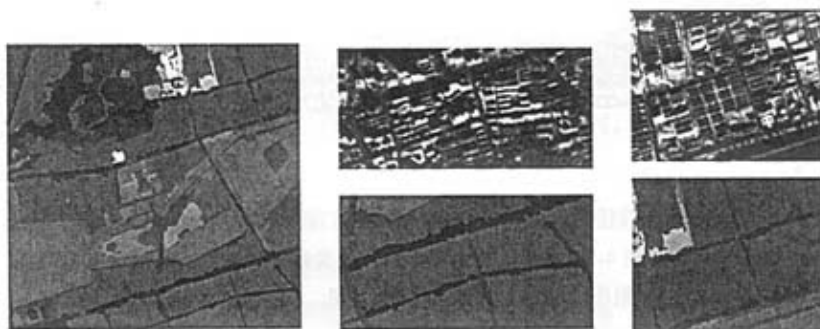


图 3-18 城镇用地提取结果及部分效果图

Fig.3-18 The whole and partial extracted result of urban area

通过构建分类结构体系，实现继承父类或子类已经分类好的地物信息，再进行一些地物的分类信息提前，最终在 level2 上形成完整的分类。得到 level2 上林地、水体、裸地、道路、草地及城镇用地的分类结果如图 3-19 所示：

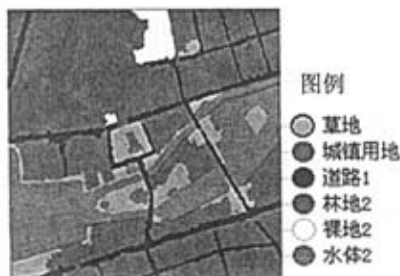


图 3-19 level2 的分类结果图

Fig.3-19 The classification result of the level2

## 第4章 分类结果评价

### 4.1 实验区 a 提取结果对比评价

对于实验区 a 提取结果进行精度评价，由于其地物特征清晰可见，目视效果良好，因而采用目视进行评价。

用传统面向像元分类方法（最大似然分类法，最小距离法，马氏距离法、ISODATA 聚类法）对实验区 a 进行分类。对实验区 a 的分类结果如图 4-1 所示：

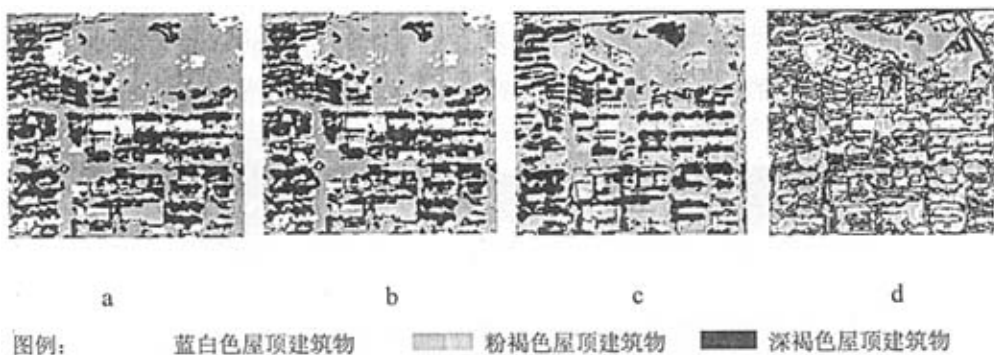


图 4-1 实验区 a 面向像元的分类结果图

(a: 最大似然分类结果图 b: 马氏距离分类结果图 c: 最小距离分类结果图  
d: ISODATA 聚类法分类结果图)

Fig.4-1 The classification of the research area a based on the pixel-oriented methods

(a: the classification based on the maximum likelihood; b: the classification based on the minimum distance; c: the classification based on the mahalanobis distance;  
d: the classification based on the Isodata cluster )

从图上可以看出，利用传统的面向像元分类方法进行独立地物的提取时，由于只利用了像元的光谱特征，受“同物异谱”“异物同谱”的影响明显，例如，在实验区 a 中，建筑物周围的道路、道路的绿化地，较高建筑物的阴影等一些无关的影像信息在光谱特征上与建筑物比较接近，而被误分为建筑物，同时，面向像元的分类方法不能充分利用高分辨率遥感影像丰富的空间信息，提取的建筑物以离散的像元组成，不能表征建筑物的形状、边界等信息，因而，难以完整有效提取独立建筑物。

地物识别希望基于影像提取与真实世界中具有较高的形状与类别一致性的目标地物，这一要求通过面向像元的技术是很难达到的<sup>[58]</sup>，而面向对象的分类方法接近人脑的解译方式，能完整得获得建筑物的颜色、形状、位置等信息，综合利用对象

的多种特征,提高了在高分辨率遥感影像中地物识别的精度,能较完整地获得建筑物的独立对象,保持较高的类别和形状的一致性。

## 4.2 实验区 b 精度评价与分析

精度评价是遥感数据分类过程中一项不可缺少的工作。遥感分类结果和地面实际情况总是存在一定的误差,所以精度评价是遥感地物分类的重要环节<sup>[37]</sup>。

通过精度分析,分类者能确定分类模式的有效性、改进分类模式,以提高分类精度,而使用者可根据分类结果的精度,以正确、有效地获取分类结果中的信息。分类精度是指遥感影像专题分类图像中像元被正确分类的程度。目前精度评价最广泛应用的方法是基于误差矩阵<sup>[59]</sup>的统计方法。

本文采用的精度指标有生产者精度、用户精度、总体精度、Kappa 系数。其中,生产者精度指某一类型的分类正确数占参考数据中该类型像元总数的比例,用户精度是指某一类型的分类正确数占总该类型像元总数的比例,总体精度反映分类结果总的正确程度,Kappa 系数表示实际类别与分类类别的吻合度。

对实验区 b 进行面向像元(最大似然分类法,最小距离法,马氏距离法、ISODATA 聚类法)的分类实验,分类结果如图 4-2 所示:

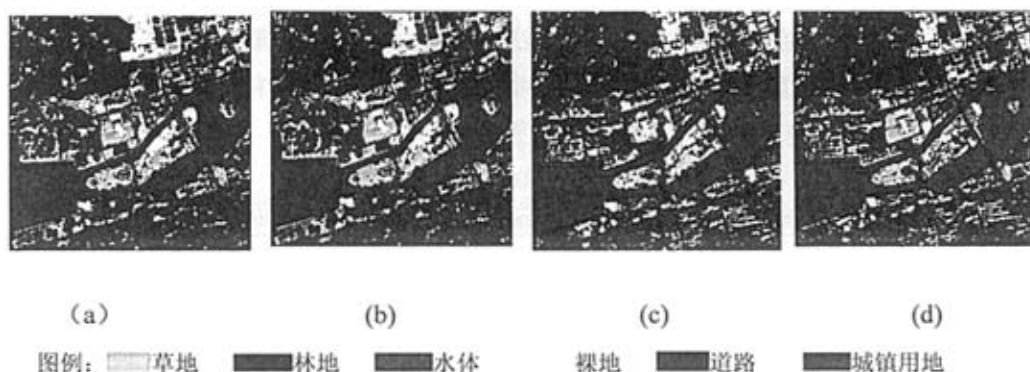


图 4-2 实验区 b 分类结果图

(a:最大似然分类结果图 b:马氏距离分类结果图 c:最小距离分类结果图  
d: ISODATA 聚类法分类结果图)

Fig.4-2 The classification of the research area b based on the pixel-oriented methods  
(a: the classification based on the maximum likelihood; b: the classification based on the mahalanobis distance; c: the classification based on the minimum distance;  
d: the classification based on the Isodata cluster )

由于实验区 b 范围较小,地类目标明确,首先从目视效果上对面向对象分类方



法和面向像元分类方法结果进行评价。

在图 4-2 中, 实验区 b 采用面向像元的分类方法, 主要利用高分辨率影像的光谱特征, 分类结果受到同物异谱、异物同谱的影响严重, 例如: 在图 4-2 (a)中由于光谱具有一定的相似性, 草地与林地、裸地与城镇用地, 道路与城镇用地有一定的混淆; 图 4-2(b)中, 除了草地与林地、裸地与城镇用地有一定的混淆外, 道路与城镇用地的光谱特征较为近似, 由于受算法的影响, 在图 4-2(b)中几乎看不到道路类型; 在图 4-2(c)中, 最重要的特征是大量的城镇用地被误分为水体和裸地, 这是因为城镇用地中一些较高的建筑物产生一些阴影使得其光谱特征与水体较为近似而被归入水体类型中, 而一些新建成的建筑物光谱特征与裸地极为接近而被归入裸地, 此外, 在该图中, 位于阴面的林地由于颜色较暗, 光谱特征与水体较为接近也被归入水体类型中去; 在图 4-2(d)中, 同样存在着水体与城镇用地建筑物阴影, 林地与草地, 裸地、道路与城镇用地的混淆情况。而图 3-19 面向对象的分类结果中, 由于以影像对象进行分类, 综合利用了影像对象的多种特征, 减低了“同物异谱”, “异物同谱”的影响。

对实验区 b 面向对象和面向像元的分类结果进行基于混淆矩阵的精度评价。基于 ERDAS8.7 遥感软件, 在实验区 b 用随机采样的方法采集 300 个样点作为检验样本, 分别对实验区 b 面向像元分类方法 (最大似然分类法, 最小距离法, 马氏距离法、ISODATA 聚类法) 和面向对象分类方法的分类结果进行精度评价。精度评价结果如表 4-1, 表 4-2, 表 4-3, 表 4-4, 表 4-5 所示。

表 4-1 实验区 b 最大似然分类精度评价结果

Tab.4-1 Accuracy assessment on the maximum likelihood classification of the research area b								
	林地	水体	裸地	草地	道路	城镇用地	总样本数	用户精度
林地	33	0	0	4	0	0	37	89.19%
水体	0	41	0	0	0	5	46	89.13
裸地	0	0	8	1	0	0	9	88.89
草地	10	0	0	21	0	0	31	67.74
道路	0	0	0	0	17	18	35	48.57
城镇用地	0	0	33	0	30	59	122	48.36
总样本数	43	41	41	26	47	82	300	
生产者精度 %	76.74	100	19.51	80.77	36.17	71.95		
总精度 = $(179/300) \times 100\% = 59.67\%$						Kappa=0.5075		

表 4-2 实验区 b 马氏距离分类精度评价结果

Tab.4-2 Accuracy assessment on the mahalanobis distance classification of the research area b								
	林地	水体	裸地	草地	道路	城镇用地	总样本数	用户精度 %
林地	29	0	0	5	0	0	34	85.29
水体	0	35	0	0	0	8	43	81.40

续表 4-2

	林地	水体	裸地	草地	道路	城镇用地	总样本数	用户精度 %
裸地	0	0	7	0	0	1	8	87.50
草地	8	0	0	20	0	3	31	64.52
道路	0	0	0	0	5	35	40	12.50
城镇用地	0	0	28	0	2	114	144	79.17
总样本数	37	35	35	25	7	161	300	
生产者精度 %	78.38	100	20.00	80.00	71.43	70.81		
总精度= (210/300) × 100%=70%      Kappa=0.5695								

表 4-3 最小距离分类精度评价结果

Tab.4-3 Accuracy assessment on the minimum distance classification of the research area b

	林地	水体	裸地	草地	道路	城镇用地	总样本数	用户精度 %
林地	21	10	1	1	0	0	33	63.64
水体	0	34	0	0	0	0	34	100
裸地	0	0	7	0	0	1	8	87.50
草地	6	0	0	16	3	4	29	55.17
道路	0	14	0	0	22	5	41	53.66
城镇用地	2	25	49	0	29	50	155	32.26
总样本数	29	83	57	17	54	60	300	
生产者精度 %	56.76	40.96	13.20	94.11	40.74	83.33		
总精度= (150/300) × 100%=50%      Kappa=0.3898								

表 4-4 Isodata 聚类法分类精度评价结果

Tab.4-4 Accuracy assessment on the Isodata cluster classification of the research area b

	林地	水体	裸地	草地	道路	城镇用地	总样本数	用户精度 %
林地	30	0	0	3	0	0	33	90.90
水体	0	34	0	0	0	2	36	94.44
裸地	0	0	6	0	1	2	9	66.67
草地	3	0	0	19	1	1	24	79.17
道路	10	13	0	0	20	10	53	37.74
城镇用地	4	5	39	1	28	68	145	46.90
总样本数	47	52	45	23	50	83	300	
生产者精度 %	63.83	65.38	13.33	82.61	40.00	81.93		
总精度= (177/300) × 100%=59%      Kappa=0.4798								

表 4-5 面向对象分类方法精度评价结果

Tab.4-5 Accuracy assessment on the object-oriented classification of the research area b

	林地	水体	裸地	草地	道路	城镇用地	总样本数	用户精度 %
林地	34	0	0	0	0	2	36	94.44
水体	0	39	0	0	0	0	39	100
裸地	0	0	8	0	0	0	8	100
草地	0	0	0	28	2	4	34	82.35
道路	0	0	0	0	38	9	47	80.85
城镇用地	0	0	0	0	12	124	136	91.78
总样本数	34	39	8	28	52	139	300	
生产者精度 %	100	100	100	100	73.07	89.20		
总精度= (271/300) × 100%=90.33%      Kappa=0.8695								

从分类精度的评价结果看,面向对象的遥感图像分类方法的总分类精度和 Kappa 系数分别为 90.33%和 0.8695。而传统的最高的分类精度和 Kappa 系数为 70%

和 0.5695。可见利用面向对象方法对高分辨率遥感影像分类的精度有明显的提高，这是由于面向对象分类方法通过对象分割，将相邻的具有光谱特征近似值的像元合并在一起形成对象，综合利用对象的光谱特征和形状等特性进行分类，使得对高分辨率遥感影像分类的精度有明显的提高。

此外，高分辨率遥感影像制图的角度看，传统分类结果图中分布有许多细碎的小斑块，即所谓的“椒盐现象”。产生“椒盐现象”的主要原因是高分辨率图像的局部异质型大，而面向像元的传统分类方法没有充分考虑像元和临接像元的上下文关系，是传统分类方法的局限性<sup>[13]</sup>。从面向对象方法的分类结果图来看，面向对象遥感影像分类方法对对象进行分类，抗噪声能力强，能有效避免“椒盐现象”，且面向对象分类结果影像不仅拥有较高的分类精度和丰富的语义信息，分类后的影像也更易于理解。

## 第5章 结论与讨论

### 5.1 结论

(1) 运用面向对象影像分类方法对高分辨率影像进行分类, 影像分类的基本单元不再是单个像元, 而是采用地物提取的适宜尺度分割得到“同质”对象。相对于单个像元, 对象有更丰富的语义信息。通过构建地物类型提取的分类体系, 加入了人的思维, 可以充分挖掘 SPOT5 遥感影像丰富的光谱、形状以及影像中地物之间的上下文等信息。

(2) 采用面向对象遥感影像分类方法对实验区 a 进行独立建筑物的提取实验, 结果表明: 相对于传统的面向像元分类方法, 面向对象遥感影像分类方法综合利用了影像中建筑物的多种特征, 提高了高分辨率遥感影像中建筑物识别的精度, 能较完整地获得建筑物的独立对象信息, 保持较高的形状和属性一致性。

(3) 采用面向对象遥感影像分类方法对实验区 b 进行城市地类复杂区域的分类实验中, 分类总精度达 90.33%, Kappa 系数达 0.8695, 分类后的影像具有丰富的语义信息, 便于解译和理解。而采用面向像元分类方法对实验区 b 进行分类, 最高的总分类精度和 Kappa 系数分别为 70% 和 0.5695。实验结果表明: 在高分辨率遥感影像信息提取应用中, 面向对象的遥感影像分类方法充分了利用高分辨率影像丰富的信息, 从而可以有效提高分类精度。

(4) 传统分类方法的分类结果图中分布着许多细碎小斑块, 即所谓的“椒盐现象”, 由于高分辨率影像局部异质性大, 细节信息丰富, “椒盐现象”更加明显。为了后续的分析 and 制图, 常常需要做众数滤波进行平滑处理, 但这样有一定的信息损失。而面向对象方法提取同质对象进行分类, 过于破碎的对象极少, 噪声区域与周围的对象合并到一个特定的影像对象中去, 具有很强的抗噪声能力, 这种以对象为基本单元进行的分类可以有效得避免基于面向像元分类结果中的“椒盐现象”。

### 5.2 讨论

从面向对象遥感影像分类方法的实验结果来看, 该方法也存在一些局限性, 导致目标的错分与遗漏, 主要是因为: 基于对象的分类实际上是在分割的基础上分配每个对象的类别归属, 分类的效果依赖于分割结果的质量。但是, 在分割过程中还有许多不确定的因素, 使得分割尺度的选择存在一定的困难, 例如: 在实验区 a 中, 由于周围地物类型的影响, 一些建筑物的形状提取不够完整, 尤其是边角形状无法保

持原有的直线、直角状态。在实验区 b 影像中,道路的两侧分布着房屋,而房屋和道路在灰度上表现差别较小,高层建筑物产生的阴影遮蔽了部分道路,使得分割尺度难于选择,影响提取的准确性。此外,由于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,因此计算机分割的结果中不同地物的边界很难与目视解译效果对应起来,因而导致目标的错分与遗漏<sup>[60]</sup>。因此,如何选择更合适的分割尺度需要进一步深入研究。

提取精度的高低关键在于分类的规则是否具有很强的区分性。因此,分类规则、体系也是决定分类精度的关键因素,在众多的特征参数中,如何通过有效的特征参数组合,如何建立更合理,有效的分类体系,进一步提高分类精度也是下一步研究的重点。

高分辨率遥感数据是 GIS 数据库更新的重要数据源,面向像元的影像分类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。面向对象分类方法可以生成带有属性列表的专题栅格层,也可以是带有属性信息的矢量多边形,可用于进行 GIS 的空间分析和决策支持,这为 GIS 和 RS 集成提供了思路,也是进一步深入研究的方向<sup>[37]</sup>。

此外,如何将高分辨率遥感分类与计算智能与知识工程方法等结合以提高解译自动化程度和效率仍然需要继续研究。另一方面,高分辨率影像具有良好的目视效果,但在分类处理后却往往出现一些无法判读的区域,如何结合计算机视觉、认知学的相关理论与方法进行纠正处理也仍需继续研究<sup>[3]</sup>。

## 参考文献

- [1]李德仁. 论 21 世纪遥感与 GIS 的发展[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2003, 28 (2): 127-131
- [2]马廷. 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
- [3]宫鹏, 黎夏, 徐冰. 高分辨率影像解译理论与应用方法中的一些研究问题[J]. 遥感学报, 2006, 10 (1): 1-5
- [4]张永生, 巩丹超等著. 高分辨率遥感卫星应用——成像模型、处理算法及应用技术[M]. 科学出版社, 2004: 2-3
- [5]杜凤兰, 田庆久, 夏学齐等. 面向对象的地物分类法分析与评价[J]. 遥感技术与应用, 2004, 19 (1): 20-23
- [6]秦其明. 遥感图像自动解译面临的问题与解决的途径[J]. 测绘科学, 2000, 25 (2): 21-24
- [7]莫登奎, 林辉, 孙华等. 基于高分辨率遥感影像的土地覆盖信息提取[J]. 遥感技术与应用, 2005, 20 (4): 411-414
- [8]秦其明, 陆荣建. 分形与神经网络方法在卫星数字图像分类中的应用[J]. 北京大学学报(自然科学版), 2000, 36(6): 858—864.
- [9]Huang C, Davis L S, Townshend J R G. An Assessment of Support Vector Machines for Land Cover Classification [J]. International Journal of Remote Sensing, 2002, 23 (4): 725-749.
- [10]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图像分类中的作用[J]. 测绘学报, 1999, 28(4): 319—324.
- [11]董广军, 范永弘, 罗睿. 基于粗糙集理论的遥感影像分类研究[J]. 计算机工程与应用, 2003(13): 103—105.
- [12]Magnussen S, Boudewyn P, Wulder M. Contextual Classification of Landsat TM Images to Forest Inventory Covertypes[J]. International Journal of Remote Sensing, 2004, 25 (12) : 2421-2440
- [13]曹宝, 秦其明, 马海建等. 面向对象方法在 SPOT5 遥感图像分类中的应用——以北京市海淀区为例[J]. 2006, 22 (2): 46-54
- [14]Qi Y, Wu J. Effects of Changing Spatial Resolution on the Results of Landscape Pattern Analysis Using Spatial Autocorrelation Indices [J]. Landscape Ecology, 1996(11): 39~ 50
- [15]Wu J, Loucks O L. From Balance-of-nature to Hierarchical Patch Dynamics: A Paradigm Shift in Ecology (J ). Quarterly Review of Biology, 1995 (70): 439~ 466.
- [16]邹建国. 景观生态学——格局、过程、尺度与等级[M]. 北京: 高等教育出版社, 2000., 111~112
- [17]BaatzM, Schape A. Object-Oriented and multi-scale image analysis in semantic networks[A]. In: Proc of the 2nd International Symposium on Operationalization of Remote Sensing[C]. August 16~20th 1999. Enschede ITC
- [18]Definients Image GmbH. eCognition User Guide[M]. Germany, 2004
- [19]黄慧萍, 吴炳方. 地物大小、对象尺度、影像分辨率的关系分析[J]. 遥感技术与应用,

- 2006, 21 (3): 243-248
- [20]朱国宾. 面向多分辨率层次结构的遥感影像分析方法[J]. 武汉大学学报·信息科学版 2003, 28(3): 315-320
- [21]Blaschke T, Strobl J. Whats wrong with pixels? Some recent developments interfacing remote sensing and GIS. In: GeoB IT/GIS, 2001(6): 34~ 39
- [22]陈秋晓, 骆剑承, 周成虎等. 基于多特征的遥感影像分类方法[J]. 遥感学报, 2004, 8 (5): 239-245
- [23]郑江, 骆剑承, 陈秋晓等. 遥感影像理解智能化系统与模型集成方法[J]. 地球信息科学 2003 (1): 95-102
- [24]Blaschke T, Hay G J. Object-oriented image analysis and Scale-space: Theory and Methods for modeling and evaluating multiscale landscape structures. In: International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 2001, 34, part 4/W 5: 22~ 29.
- [25]Chen S, Zhao Y. Geo-Science Analysis of Remote Sensing. Beijing: The Publishing House of Surveying and Mapping, 1989
- [26]Krawitz L. Earth Resources Program Scope and Information Needs. NASA-CR, General Electric Co., Philadelphia, 1974
- [27]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(12): 2385—2400
- [28]Aplin P, Atkinson P, Curran P. Per-field classification of land use using the forthcoming very fine resolution satellite sensors: Problems and potential solutions[A]. Advances in Remote Sensing and GIS Analysis[C]. Chichester: Wiley & Sons, 1999: 219-239
- [29]Hellwich O, Wiedemann C. Object extraction from high-resolution multisensor image data[A]. The 3rd International Conference on Fusion of Earth Data[C]. Sophia Antipolis, France, SEE GreCA, Nice, 2000.105~ 115.
- [30]Mauro C, Eufemia T. Accuracy assessment of per-field classification integrating very fine spatial resolution satellite imagery with topographic data[J]. Journal of Geospatial Engineering, 2001, 3(2): 127~134.
- [31]Huang Huiping, Wu Bingfang, Fan Jinlong. Analysis to the relationship of classification accuracy segmentation scale image resolution[A]. IEEE Trans, IGARSS[C]. 2003, VI: 3671~3673.
- [32]hackelford A K, Davis C H. A combined fuzzy pixel-based and object-based approach for classification of high-resolution multispectral data over urban areas. IEEE Transactions on Geo-Science and Remote Sensing 2003, 41 (10): 2354-2363
- [33]Giada S, De Groeve T, Ehrlich D, Soille P. Information extraction from very high-resolution satellite imagery over Lukole refugee camp, Tanzania. International Journal of Remote sensing 2003 24 (22): 4251-4266.
- [34]Benz U C, Hofmann P, Willhauck G, Lingenfelder I, Heynen M. Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS - ready information. ISPRS

- Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. 2004 (58): 239-258
- [35] Renaud Mathieu, Jagannath Aryal. Object-oriented classification and Ikonos multispectral imagery for mapping vegetation communities in urban areas. The 17th Annual Colloquium of the Spatial Information Research Centre , 2005
- [36]Gamanya, Ruvimbo, De Maeyer, Philippe et al. Precision change detection: based on knowledge-based and object-oriented satellite image analysis in central Zimbabwe. ASPRS Annual Conference, 2006
- [37]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
- [38]张宝雷,周万村,马泽忠. 三峡地区主要地类的自动提取方法研究[J]. 长江流域资源与环境, 2005, 14 (4): 445-447
- [39]钱巧静,谢瑞,张磊等[J]. 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
- [40]孙晓霞,张继贤,刘正军. 利用面向对象的分类方法从 IKONOS 全色影像中提取河流和道路[J]. 测绘科学, 2006, 31 (1): 62-63
- [41]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
- [42]章毓晋. 图象分割[M]. 北京: 科学出版社, 2000
- [43]戴昌达,姜小光,唐伶俐著. 遥感图像处理应用与分析[J]. 2004, 清华大学出版社
- [44]黄慧萍. 面向对象影像分析中的尺度问题研究[D]. 中国科学院遥感应用研究所, 博士学位论文
- [45]樊恒通. 基于面向对象方法的的城市植被提取与绿量估算研究[D]. 河海大学资源环境学院 硕士论文
- [46]赵国际,贾小志,赵宗涛. 一种高分辨率遥感图像分割算法[J]. 计算机工程与应用, 2002 (14) : 36-37.
- [47]陈忠,赵忠明. 基于区域生长的多尺度遥感图像分割算法[J]. 计算机工程与应用, 2005(35): 7-9
- [48]胡进刚,张晓东,沈欣等[J]. 一种面向对象的高分辨率影像道路提取方法[J]. 遥感应用与技术, 2006, 21 (3): 184-188
- [49]明冬萍,骆剑承,周成虎等 高分辨率遥感影像信息提取及块状基元特征提取[J]. 数据采集与处理 2005, 20 (1): 34-39
- [50]黄慧萍,吴炳方. 基于区域合并影像分割技术的多尺度地表景观分析[J]. 地理科学进展 2004, 23 (3): 9-15
- [51]Kok, R, Buck, A, Schneider, T. Analysis of image objects from VHR imagery for forest GIS updating In the Bavarian Alps. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 2000, Vol. XXXIII, Amsterdam
- [52]王旭红,周明全,耿国华. 面向对象的遥感图像数据挖掘[J]. 计算机应用与软件, 2006, 23 (9): 31-33
- [53]赵书河. 高分辨率遥感数据处理方法实验研究[J]. 地学前缘, 2006, 13 (3): 60-68



- [54]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
- [55]邹晓峰, 陆建江, 宋自林. 基于模糊分类关联规则的分类系统[J]. 计算机研究与发展, 2003, 40 (5) : 651~ 655.
- [55]黄慧萍, 吴炳方. 地物提取的多尺度特征遥感应用分析[J]. 遥感技术与应用, 2003, 18 (5): 276-281
- [56]张永生, 巩丹超等著[J]. 高分辨率遥感卫星应用——成像模型、处理算法及应用技术[M]. 科学出版社, 2004, 122-123
- [57] <http://www.definiens.com/pdf/publications>
- [58] Lillesand T M, Wiley and Sons, Kiefer R W, Remote Sensing and Image Interpretation, John Wiley and Sons, inc, USA. 2001
- [59]Congalton R G. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data[J]. Remote Sensing of Environment, 1991, 37(1): 35-46
- [60]崔林丽, 唐婷, 赵忠明等. 一种基于对象和多种特征整合的分类识别方法研究[J]. 遥感学报, 2006, 10 (1): 104-110

## 攻读学位期间承担的科研任务与主要成果

### 参与课题：

一种基于事件的演绎时空数据模型及其推理机制研究（国家自然科学基金）；  
基于 3S 的厦门市湿地时空演变过程及其发展趋势；  
厦门市翔安区生态安全研究；  
基于 RS 和 GIS 技术的厦门市土地利用优化配置。

### 科研成果：

《厦门岛土地利用的空间尺度分析》 国土与自然资源研究 2006 年第 4 期

## 致谢

三年的研究生生活很快就将结束，即将踏入新的人生旅途。回首过去，三年的学习、生活的点点滴滴让我感慨不已。尊敬的师长、亲爱的同学和真挚的朋友们给予的关怀和帮助历历在目，在此表达对他们的最诚挚的谢意。

衷心感谢我的导师陈友飞教授和林广发副教授三年来对我的悉心教诲。他们的严谨的治学态度，渊博的知识、敬业钻研的精神和平易近人的品格令我钦佩和尊敬。在福建师大学习期间，两位老师在学业上给予我悉心的指导、在生活上给予了无微不至的关怀。本文的撰写过程中，从选题、章节安排到一些关键问题的解决都得到了两位老师的多次耐心指导和点拨，凝聚了两位老师的许多心血。

感谢廖克教授、晏路明教授、沙晋明教授、李新通副教授和陈文惠副教授，从他们教授的课程中学习了丰富的专业知识。

在地理信息系统教研室这个大家庭中，我度过了一段充实而难忘的美好时光。真诚的感谢黄万里老师、江辉仙老师、叶金玉老师、余珊老师、戴文远老师三年来对我学习和生活上热心帮助与关怀。

感谢杨陈照、林巧莺、师弟丁春雨、韩学锋、马红涛、陈志明和师妹杨丽萍在论文完成过程中对我的支持和鼓励，难忘与你们一起度过的快乐时光！

感谢曾经给予我关心和帮助的地理科学学院的所有老师以及三年来伴我一起走过的 2004 级的所有同学！

最后，特别感谢我的家人给予我的爱护与支持！

## 个人简历

	姓 名	游 丽 平	性 别	女
	出生年月	1982.02	民 族	汉
	籍 贯	福建福安	政治面貌	中共党员
大学经历				
毕业时间	2004.7	就读院校	福建师范大学	
所学专业	地图学与地理信息系统		获得学位	理学学士
研究生经历				
入学时间	2004.9	就读院校	福建师范大学	
所学专业	地图学与地理信息系统		毕业时间	2007.7
研究方向	地理信息系统应用与区域发展			
指导老师	陈友飞 教授    林广发 副教授			
与 本 论 文 有 关 的 工 作	<p>本文在导师的悉心指导下，广泛阅读了有关研究的书籍和论文，在学期间积极参与导师承担的各项科研课题，为论文的选题、论文的数据获取及实验研究，和论文的完成奠定了良好的基础。</p>			