

文章编号: 1007-4619(2006)03-0357-09

# 基于局域同质性梯度的遥感图像 分割方法及其评价

陈秋晓<sup>1,2</sup>, 陈述彭<sup>2</sup>, 周成虎<sup>2</sup>

(1. 浙江大学 区域与城市规划系, 浙江 杭州 310027; 2. 中国科学院 资源与环境信息系统国家重点实验室, 北京 100101)

**摘 要:** 提出了一种针对多波段遥感图像的快速分割方法。该方法首先对遥感图像进行量化, 然后提取局域同质性梯度图像, 进而利用快速分水岭变换进行初始分割, 最后利用改进的区域合并方法获得最终的分割结果。利用 Quickbird 图像进行了相关的实验, 并在像素数量误差准则的指导下进行了分割评价, 结果表明所提出的方法是一种有效的遥感图像分割方法, 在分割速度和精度等方面优于多分辨率分割方法。

**关键词:** 局域同质性梯度; 遥感图像; 分水岭变换; 区域合并; 分割

中图分类号: TP751.1 文献标识码: A

## Segmentation Approach for Remote Sensing Images Based on Local Homogeneity Gradient and Its Evaluation

CHEN Qiuxiao<sup>1,2</sup>, CHEN Shupeng<sup>2</sup>, ZHOU Chenghu<sup>2</sup>

(1. Department of Regional and Urban Planning, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China;

2. State Key Lab of Natural Resources and Environmental Information System, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China)

**Abstract** A fast segmentation approach for multi-band remote sensing images was proposed. First remote sensing images were quantized. Second, local homogeneity gradient images were produced based on quantization results. Third, a fast watershed transform was applied to gradient images to perform initial segmentation. Finally, an efficient region merging approach was implemented to obtain final segmentation results. To validate the proposed approach, experiments on Quickbird images were performed, and segmentation evaluations were conducted. Evaluation results indicated that the proposed approach was a suitable one for segmenting remote sensing images, which is better than the Multiresolution segmentation approach with respect to segmentation speed and accuracy.

**Key words** local homogeneity gradient; remote sensing images; watershed transform; region merging; segmentation

## 1 引 言

早在 20 世纪 80 年代末期, 学者们就已经关注

遥感影像分割问题, 但早期的研究大多是现成图像分割方法的应用<sup>[1-4]</sup>。近年来, 针对遥感影像的特点, 学者们日益注重分割方法的改进和创新<sup>[5-10]</sup>。但时至今日, 遥感图像分割依然是遥感图像分析和

收稿日期: 2005-03-22; 修订日期: 2005-11-21

基金项目: 国家自然科学基金项目“面向对象的城市用地智能化遥感分类方法研究”(40301030), 浙江省自然科学基金项目“基于对象的高分辨率遥感影像检索技术研究”(Y505232)

作者简介: 陈秋晓(1972—), 男, 副教授, 2005年3月毕业于中国科学院地理科学与资源研究所资源与环境信息系统国家重点实验室, 获博士学位。现从事遥感影像分析、理解以及数字城市等方面的研究, 已发表相关论文 20 余篇。E-mail: chen\_qiuxiao@zju.edu.cn

理解的难点之一。

在遥感图像中,既有纹理占优的图像区域(纹理区),也有亮度一致性程度较高的区域(均色区),探求一种能同时适应上述两类区域的特征表达方法显得非常重要。理想的、兼顾上述两种区域的特征应当具有以下属性:(1)纹理区和均色区内部的特征值表现出一致性(如同高或同低);(2)纹理区和均色区边缘的特征值也表现出一致性;(3)边缘特征值与内部特征值之间存在明显的差异。

Deng和 Manjunath<sup>[11]</sup>以及 Jing等<sup>[12]</sup>所提出的局域同质性特征能较好地满足上述要求。但遗憾的是,前者的分割速度太慢,而后者所采用的分割方法不当而导致分割精度不高。事实上,此局域同质性特征为梯度特征,因为区域边界此特征值较大,区域内部特征值较小。分割的关键是找出局域范围内的极值点。从这个意义上说,分水岭变换更适合于分割这类梯度特征图像。值得注意的是,分水岭变换(分割)容易产生过分割现象(over-segmentation),因而,高效的后续处理环节如区域合并必不可少。基于以上考虑,本文提出了一种针对多波段遥感影像的快速分割方法——基于局域同质性梯度的分割方法,即首先对梯度图像进行快速分水岭变换获得初

始分割结果,然后利用一种改进的区域合并方法对初始分割单元进行合并,从而获得最终的分割结果。

为验证分割方法的有效性,本文将利用图像分割评价技术来定量评判此方法的性能。与此同时,论文还对目前流行的商业遥感软件 eCognition所采用的多分辨率分割方法<sup>[13]</sup>进行了评价,以便比较两者性能的优劣。

## 2 方 法

### 2.1 分割方法

本文分割方法的总体流程如图 1。首先,我们通过改进的 RPCCL 聚类方法<sup>[14]</sup>对多波段遥感影像进行快速量化,根据量化得到的标号图像提取局域同质性梯度特征及特征图像,继而将降水(rainfalling)分水岭变换方法<sup>[15]</sup>应用于梯度图像以获取初始分割结果,最后将采用改进的区域合并方法来合并相邻的相似区域,而区域的相似度则采用区域色彩直方图矢量(color histogram vector)的相似性来衡量。对于大尺寸的遥感图像,为加快分割速度,在分割之前,可考虑首先对每一个波段进行小波变换,所获得的平滑图像作为后续处理所用的图像数据。

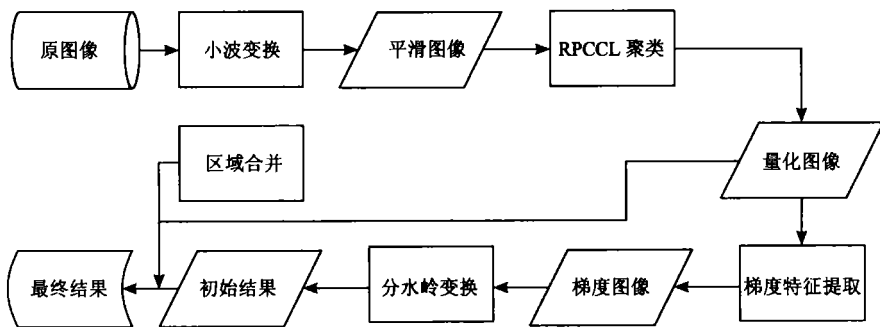


图 1 分割流程

Fig 1 The flow chart of the proposed segmentation approach

#### 2.1.1 图像量化

图像量化也称色彩量化,简单地讲就是按一定规则用较少数量的色彩来表征图像中的所有色彩。聚类方法是一类常用的图像量化方法。考虑到 RPCCL 聚类方法的收敛性较好,并且能自动调整类别个数,本文将采用改进的 RPCCL 聚类方法来量化图像<sup>[14]</sup>,其主要思想如下:首先通过基于网格密度的类初始化方法获得初始聚类中心,然后通过次胜者受罚的有约束竞争学习策略进行聚类,从而获得

聚类结果。关于该方法的细节见参考文献[14]。

#### 2.1.2 局域同质性梯度计算

Deng和 Manjunath所提出的 J 指标<sup>[11]</sup>较好地整合了图像的光谱特征和纹理特征,本文将直接利用 J 指标作为局域同质性梯度。

基于图像量化所获得的标号图像,并假定标号图像中每一个像元的位置作为像元的值, Z 为标号图像内所有的像元所组成的集合,某个特定的像元为  $z(x, y)$ ,  $z \in Z$ ,  $m$  为均值,可表述为

$$m = \frac{1}{N} \sum_{z \in Z} z \quad (1)$$

对于具有相同标号的像元的均值(每一个类的均值)可表述为

$$m_i = \frac{1}{N_i} \sum_{z \in Z_i} z \quad (2)$$

式中,  $Z_i$  为第  $i$  个具有相同标号的所有像元的集合。定义

$$S_T = \sum_{z \in Z} \|z - m\|^2 \quad (3)$$

$$S_W = \sum_{i=1}^c S_i = \sum_{i=1}^c \sum_{z \in Z_i} \|z - m_i\|^2 \quad (4)$$

则  $J$  指标为

$$J = (S_T - S_W) / S_W \quad (5)$$

以上计算公式虽然是针对整幅标号图像的,对于某个特定区域,上述公式同样适用。通过计算中心像元所在局域窗口,我们便能获得该窗口的  $J$  值,遍历图像一次便可以获得关于原图像的  $J$  特征图像,简称  $J$  图像。 $J$  图像具有以下特征, $J$  值越大的像元,越可能接近或位于区域的边界;相反, $J$  值越小的像元,则越可能位于区域的中心。显然, $J$  图像是一种梯度图像。为便于处理,在本文的相关实验中,我们利用一方形窗口计算  $J$ ,而非 Deng 和 Manjunath 所采用的圆形窗口。

### 2.1.3 快速分水岭变换

提取局域同质性梯度特征并获得相应的梯度图像后,研究的焦点便是如何有效地分割该梯度图像。对于梯度图像,通常采用分水岭变换进行分割。经典的分水岭变换——沉浸分水岭变换,是基于沉浸模拟(immersion simulation)的思想而实现的<sup>[16]</sup>。

考虑到沉浸分水岭变换的效率不是很高, Smet 和 Pires 提出了一种新的方法——降水(rainfalling)分水岭变换方法<sup>[15]</sup>。Smet 和 Pires 的相关实验表明,在并不损失变换精度的情况下,降水分水岭变换的实现效率明显高于经典的沉浸分水岭变换。降水分水岭变换的实质是寻找从图像的每个像素到图像表面高程的局部较小的下游路径。而集水盆地则定义为满足以下条件的所有像素的集合:这些像素的下游路径终止于同一个高程极小点。

虽然,降水分水岭变换算法效率很高,但过分割现象同样存在。在遥感图像处理中,对梯度特征图像进行分水岭变换后,通常仍会生成上万个区域,要对其进行合并处理,其计算代价是很大的。

根据降水分水岭变换的原理,每一个局部极小值或者说一个具有极小值的连通区域对应了一个集

水盆地。显然,当局部极小值增大时,相邻的位于该局部极小值所形成的水平面以下的集水盆地将合并成为一个相对较大的集水盆地,这样集水盆地的数目就会减少。因而,我们事先设定了一个局域同质性梯度阈值(简称  $h$ -threshold),凡是局域同质性梯度小于  $h$ -threshold 的像元都将视为局部极小值。

通常集水盆地面积参差不齐,其中有部分面积较小,它们很可能是受噪声等因素的影响而形成的,产生了所谓的“虚假盆地”的现象。为此,不妨预设集水盆地面积阈值(简称  $v$ -threshold),凡面积小于阈值的集水盆地被认为是虚假盆地,将作特别的标志,并将被合并到相邻的最大集水盆地中。该阈值宜取一个较小的值。

为提高分水岭变换的效率,本文将采用降水分水岭变换方法,并通过预设  $h$ -threshold 和  $v$ -threshold 两个阈值来减少分水岭变换后得到的区域数目。

### 2.1.4 区域相似性度量

区域合并方法的一个非常重要的概念是区域相似度,它直接影响区域合并的顺序、合并的次序等,从而直接影响合并的结果。

在对图像进行量化(Quantization)的基础上,可利用色彩直方图来表示图像区域的特征,两个区域之间的相似性以直方图的相似性来表达,而直方图的相似性则以直方图之间的欧氏距离来衡量:

$$D(i, j) = \|P_i - P_j\| \quad (6)$$

式中,  $P$  为色彩直方图矢量(color histogram vector),  $i, j$  为区域的序号。

通过统计标号图像中对应区域内部具有相同标号的像元数目,并计算不同标号像元出现的频率,可以获得直方图矢量。具体地,  $P_i$  可表示为  $(P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{in})$ , 而  $P_{ik} = 100 * \frac{\text{card}(\text{label}(z) = k)}{\sum_{z \in R_i} \text{card}(R_i)}$ , 其中  $\text{card}()$  表示集合元素的个数或满足特定条件的元素的个数,  $R_i$  表示第  $i$  个区域,  $\text{label}(z)$  为像元  $z$  的标号或所属的簇的序号,  $k=1, 2, \dots, n$  为量化级别,也即 RPCCL 聚类中簇的个数。

对于两个相邻的区域  $R_i$  和  $R_j$ , 如果有  $D(i, j) = \arg \min_{1 \leq k \leq n, k \neq i} (D(k, D))$ , 则当  $D(i, j)$  小于合并的阈值时,  $R_i$  和  $R_j$  将被合并,假定合并后直方图矢量为  $P'$ , 则标号为  $k$  的分量  $P'_k$  可由下式获得

$$P'_k = \frac{\text{card}(R_i) * P_{ik} + \text{card}(R_j) * P_{jk}}{\text{card}(R_i) + \text{card}(R_j)} \quad (7)$$

以上指标较好地考虑到区域的纹理特征对区域相似度的影响,因而与仅考虑灰度特征的那些指标而

言,该指标更为合理一些。本文将以该指标来描述区域之间的相似度,并进而指导区域之间的合并。

### 2.1.5 改进的区域合并方法

传统的基于区域邻接图 (region adjacency graph RAG) 的合并方法<sup>[17-19]</sup>,每进行一次合并便需对相关的链接及其在等级队列中的次序进行更新。这种处理方式的好处在于每一次合并总是从最可能的地方开始,但是处理效率不高。通常,区域合并采用区域数目或者信噪比 (peak signal noise ratio PSNR) 作为终止条件。对于遥感图像,事先确定区域的数目并非易事,而 PSNR 是基于全局的度量指标,每进行一次合并就进行全局计算,其计算量之大也是可想而知的。另一方面,区域合并方法通常将大量的运算时间消耗在排序、搜索、移除和更新链接上。

为提高区域合并的速度 (并改善区域和合并的效果),本文提出了一种新的方法,可称之为改进的区域合并方法 (improved region merging IRM)。此方法采用了一种改进的数据结构来描述区域邻接图,可表述为  $G = (V, E, C)$ 。其中,  $V$  类似于典型 RAG 中的  $V$ ,但采用了一种不同的方式即利用二维

动态数组 (通过扩展 Visual C++ MFC 的 `CArray` 类,我们可以非常容易地创建它) 来描述各区域节点。之所以采用二维动态数组,是考虑到:每个区域节点的邻接区域 (邻居) 的数目是变化的,并且随着区域合并的进行,新区域的邻居数目可能会增加,为每一个区域申请足够空间 (经典方法通常都是这样做的) 的做法无疑会增加空间上的开销,并且也难以保证不会发生溢出。E 类似于通常的 RAG 中的 E, E 中的每一个元素对应了一个相邻接的区域对。不过,我们并不对 E 排序。之所以不进行排序是考虑到经过合并之后被合并的区域的相关链接都将成虚假链接 (死链接),那些每一次合并新生成的链接加入到 E 中所需的排序环节也将被省去,并且合并代价很大的链接将不会发生相关的合并。C 是一个记录合并代价或区域相似度的矩阵,矩阵的行号和列号分别对应了区域的标识号,矩阵中的每一个元素记录了行号和列号所对应的区域的合并代价。

基于 IRM,每一次合并总是将合并代价最小的两个相邻区域 (最相似的两个相邻区域) 进行合并,合并代价以区域相似度来衡量 (见上文),区域合并过程见图 2。

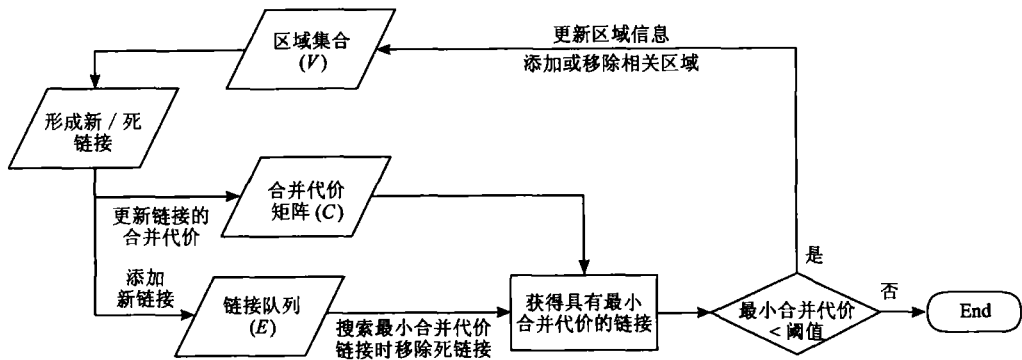


图 2 区域合并流程示意图  
Fig 2 The flow chart of region merging process

### 2.1.6 eCognition 的多分辨率分割方法

eCognition 是由德国 Definiens Imaging 公司所开发的面向遥感分类的商业软件,该软件首次将面向对象的遥感影像分析的思想应用于遥感分类中。该软件所采用的分割技术——多分辨率分割 (multiresolution segmentation) 方法,此项技术在该软件中具有极其重要的作用。多分辨率分割方法是一种区域增长和合并方法,从所掌握的文献看,该方法在实现的过程中并没有考虑纹理特征。但该方法有其独特之处,除光谱特征外,分割单元的形状也纳入

到分割方案中,基于局域最佳相互适配的合并策略也颇有创意。但应当注意到,与每次合并最相似分割单元的方法相比,基于局域最佳相互适配的合并方法是一种简化,在精度上会有一些影响。

### 2.2 分割评价方法

为对分割算法进行评价,学者们已先后提出了几十个评价准则,这些准则大致可以分为 4 类:定性的分析准则,定性的实验准则,定量的分析准则和定量的实验准则<sup>[10]</sup>。其中,定量的准则是经常采用的

准则,包括区域间对比度、区域内一致性、形状测度、算法收敛鲁棒性、目标计数一致性、像素距离误差、像素数量误差、最终测量精度等。特别地,对于大尺寸的遥感影像而言,一个好的评价准则应当具有相对较小的计算复杂度。

由于区域间对比度、区域内部一致性以及形状测度为主观测度,目标计数一致性准则简单但粗糙,算法收敛鲁棒性准则需要对所有可能的分割进行统计,计算的复杂度较高,而计算复杂度同样很高的像素距离误差测度常需要与其他准则配合使用,使用最终测量精度准则可能在分析环节引入误差<sup>[20]</sup>,故本文最终采用像素数量误差作为评价准则。需要指出的是,若采用像素数量误差准则来评价分割方法,需事先获得一个关于该影像的准确的分割结果作为参考。

### 2.2.1 评价流程

基于像素数量误差准则的遥感影像分割评价流程可简单表述为:(1)获得关于原图的参考分割图;(2)利用待评价的分割方法获得分割结果;(3)比较各分割结果和参考结果之间的差异性(或相似性),获得各分割方法的分割精度,从而完成分割评价。

### 2.2.2 获取参考分割图流程

利用专家目视解译,在地理信息系统桌面软件 ArcView 3.2a 中对测试图像进行屏幕数字化,获得关于测试图像中各地块的多边形数据(shape 格式),并输入地块属性(根据土地使用性质确定)。利用 ArcGIS 8.3 中的 ArcTools 工具集,将以上 shape 文件转换为 coverage 分别以多边形的内部标号和地块属性作为特征,将 coverage 转换为 GRID 数据(图像数据),继而将 GRID 数据转换为实验测试平台可以直接读取的 ASCII 文件。具体的操作流程见图 3。

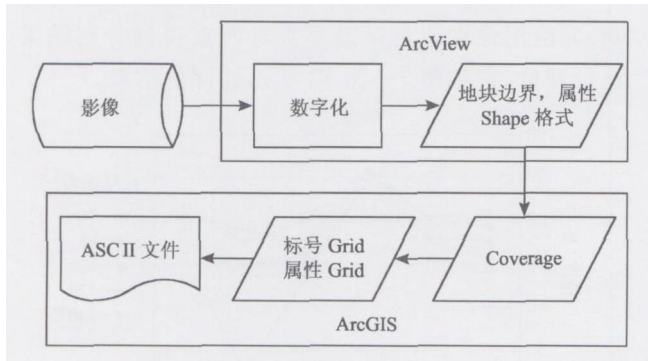


图 3 获取参考图流程

Fig 3 The flow chart to obtain a reference segmentation result

### 2.2.3 评价原理

在像素数量误差准则下,我们可以采用多个测

度来评判分割图像的质量,如面积错分率,分类误差,正确分割的百分数等。本文将采用最后的一个测度来进行相关的评价。

假定待评价的分割图中有一个方形的区域 n,它与参考的分割图(标号图像)进行叠置后的结果如图 4。假定  $S_i$  为区域 i 的面积,则区域 n 被正确分割的面积  $S'_n$  为  $S_d$ ,其中,  $S_d = \max(S_b, S_c, S_d, S_e)$ 。累积待评价分割图中各区域被正确分割的面积,并除以分割图的总面积便可以得到待分割图像的正确分割的百分数(FCSP),

$$FCSP = \frac{\sum_{i=1}^N S'_i}{\sum_{i=1}^N S_i} \quad (8)$$

此处, N 为待评价分割图中的区域个数。

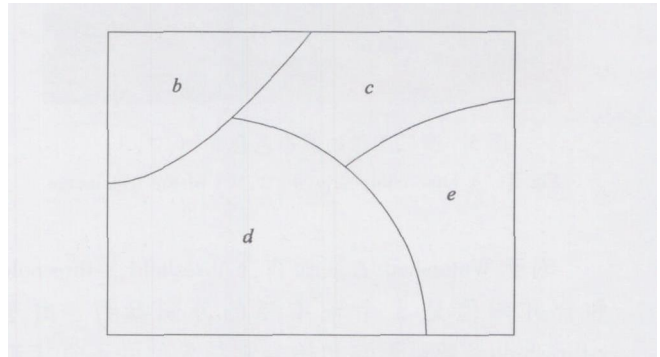


图 4 分割评价原理示意图

Fig 4 The illustration chart of segmentation evaluation principle

为考察分割方法对不同类别地物分割的有效性,可对  $S'_n$  根据其在参考分类图中的类别进行分类汇总,以便得到各个类别的正确分割百分数,

$$FCSP_j = \frac{\sum_{i=1}^{N_j} S'_{ij}}{\sum_{i=1}^{N_j} S_{ij}} \quad (9)$$

此处 j 表示类别,  $N_j$  表示隶属于 j 类的区域数目,  $S_{ij}$  表示隶属于 j 类的第 i 个区域的面积,  $S'_{ij}$  为该区域被正确分割的面积。

## 3 实验数据及实验参数说明

实验采用 Quickbird 影像,覆盖了台湾省台中县的部分地区,影像获取时间是 2003-10-10。由于 eCognition 测试版只能处理不超过  $1024 \times 1024$  的 8 位图像数据(每一个波段 8 位),故在实验之前首先进行了格式转换,即将 16 位的 tif 格式转换为 8

位的 jpg 格式, 实验图像的尺寸为  $1000 \times 1000$  (图 5), 所用的波段为 4, 2, 1。为便于目视比较, 对 Quickbird 的多光谱波段和全色波段进行了融合, 最终获得空间分辨率为 0.7m 的多波段影像。



图 5 测试图像的假彩色合成 (4, 2, 1)

Fig 5 A false composite(4, 2, 1) of the test image

对于 Watershed 方法而言,  $h$ -threshold  $v$ -threshold 和合并阈值是 3 个较重要的分割参数。由于  $v$ -threshold 参数虽影响初始分割结果但并不直接影响最终的分割结果, 因而  $h$ -threshold 和合并阈值是两个更为重要的参数。为便于比较研究, 在以下的对比实验中, 我们仅变换合并阈值, 而谷底参数则采用相同的值, 取 39。分割所涉及的聚类参数如下: 学习率通常取 0.0001 甚至更小的值, 本实验中取 0.0001; 维度剖分数为 10 (通过对同类图像的测试而得到的一个经验值, 对其他类型的图像并不一定适用), 簇个数为 10 (取一个略大于实际簇个数的值); 样本输入方式为随机输入; 采用 DB9/7 小波进行小波变换, 分解级数为一级。

eCognition 的多分辨率分割方法 (MR) 的关键分割参数是尺度参数 (scale parameter), 它的大小直接决定所获得的分割单元的大小, 也即直接影响分割单元的数目。MR 方法的其他参数采用缺省值。在以下的实验中, 对 MR 方法的分割测试是基于不同尺度参数下的分割结果而进行的。

以下的所有实验均在装有 Windows XP 操作系统的同一台 PC 兼容机下完成, 该 PC 机的主频为 PIII 733, 具有 512 兆 DDR 内存, 开发工具为 Microsoft Visual Studio net 2003。

## 4 实验结果及讨论

根据目视, 我们将测试图像中的地物按照土地使用性质分为 5 类, 即建筑物、道路、农田、绿地 (包括公园绿地和林地) 和其他。厂区内部的空地, 停车场、堆场和露天仓库等均归入其他类。在屏幕数字化时, 属于同一类但具有明显边界的相邻区域不予合并。根据专家目视解译, 获得如下的参考分割图 (图 6)。

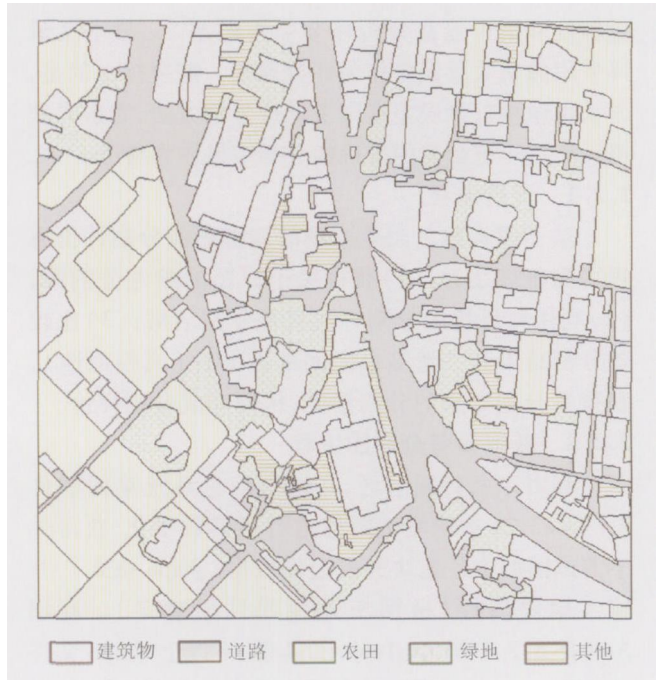


图 6 分割评价参考图

Fig 6 Reference results for segmentation evaluation

利用本文方法和 MR 方法分别对测试图进行分割, 并应用像素数量误差准则对所获得的分割结果进行评价, 得到图 7—图 12 所示的评价结果。

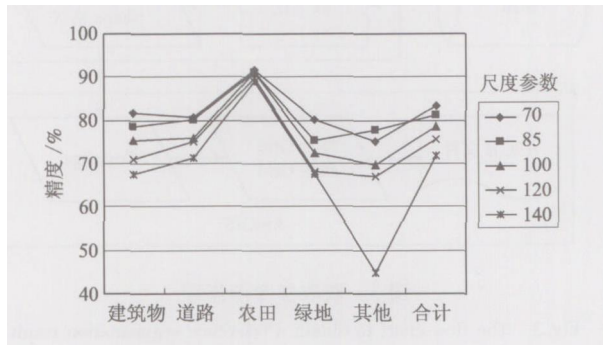


图 7 不同尺度参数下 MR 方法的分割精度

Fig 7 Segmentation accuracy of MR with

different scale factor

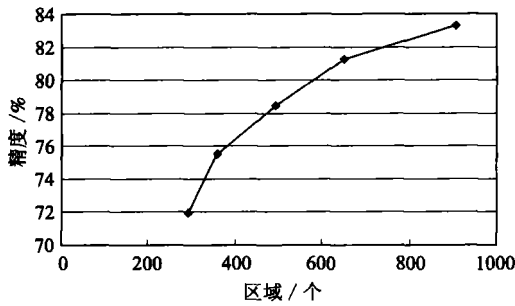


图 8 MR方法下区域个数与分割精度的相互关系

Fig 8 Relationship of region number and segmentation accuracy using MR approach

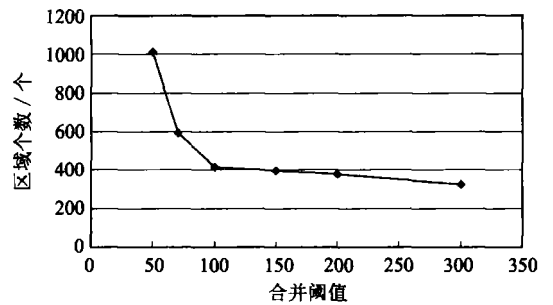


图 12 本文方法取不同合并阈值时的区域个数

Fig 12 Region number obtained when using different region merging parameters

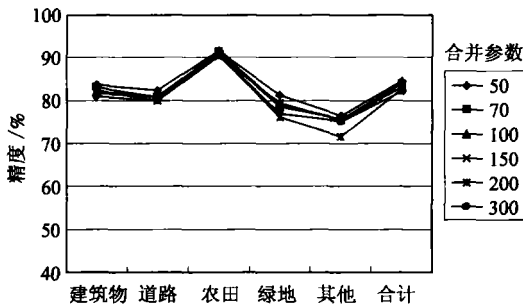


图 9 不同合并参数下本文方法的分割精度

Fig 9 Segmentation accuracy of the proposed approach using different region merging parameter

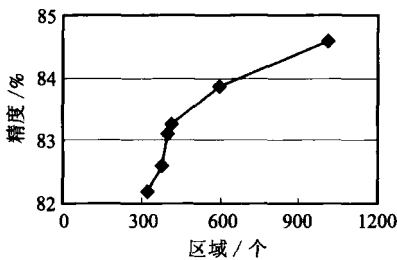


图 10 本文方法下区域个数与分割精度的相互关系

Fig 10 Relationship between region number and segmentation accuracy using the proposed approach

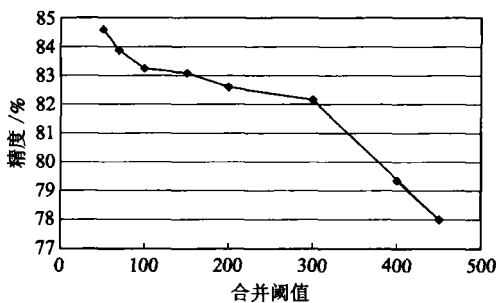


图 11 本文方法取不同合并阈值时的分割精度

Fig 11 Segmentation accuracy of the proposed approach using different region merging parameters

从图 8和图 10中我们可以看出,分割的精度与区域的个数相关。区域个数较多,分割精度较高,3种方法的分割精度的差异较小。极端的情形是,当区域的个数等于像元的个数时,分割的精度将达到100%。因而,只有当分割图像中的区域数目相当时,对不同方法分割精度评价的比较才有意义。

根据图 8和图 10,当区域个数为 600时,本文方法的分割精度为 84%,MR方法为 81%;当区域个数为 400个时,本文方法的分割精度为 83%,MR方法为 76%。上述数据表明,本文方法的分割精度比MR方法高,并且前者的分割性能更稳定一些。上述结果还表明,当区域数目减少时,本文方法的分割精度的损失不明显。这也意味着本文方法所采用的基于“量化色彩直方图相似性”的度量方法是较为有效的。图 7表明,随着合并进程的推进,简单的基于光谱特征的合并方法使得分割精度呈现明显下降的趋势,这意味着合并过程的失控。

图 9表明,本文方法适用于对多类地物的分割,如农田、建筑物等,其分割的平均精度按从高到低依次为农田(91%)、建筑物(82%)、道路(81%)、绿地(78%)、其他(75%)。MR方法对农田的分割较理想(90%),对道路的分割次之(76%),对其余三类用地的分割均不甚理想。出现上述分割精度差异的根本原因在于本文方法整合了遥感影像的光谱和纹理特征,而MR方法仅仅利用了影像的光谱特征。

对于本文方法,若  $h$ -threshold 保持不变(如取 39),则当合并阈值增加时,分割精度呈下降趋势(图 11)。当合并阈值超过 300时,分割精度下降趋势较明显。当取一个较小的合并值以便获得较高的分割精度时,我们注意到分割单元的个数明显增加(图 12),这不是我们所希望的。在实际的应用中,

我们通常希望分割单元的数目越少越好。因而,对于图 5,合并阈值宜采用 100—300 之间的值。

采用一个合适的合并阈值(100),变换  $h$ -threshold 将本文方法应用于图 5,利用像素数量误差准则对获得的分割结果进行精度评价,获得如图 13 和图 14 所示的分析结果。结果显示,当谷底参数小于 45 时,分割精度的变化相对平缓。当谷底参数大于 45 时,分割精度的下降幅度变得明显。结合谷底参数与分割时间的相互关系图(图 14),较合理的谷底参数可在 35—45 之间进行选择,这样可在保持较高分割精度的情况下实现对图像的快速分割。

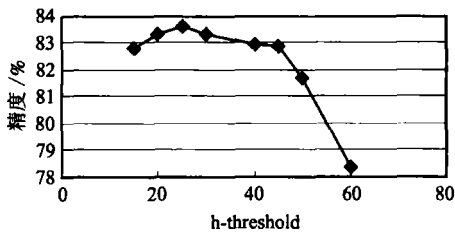


图 13  $h$ -threshold 参数与分割精度的相互关系

Fig 13 Relationship between  $h$ -threshold and segmentation accuracy

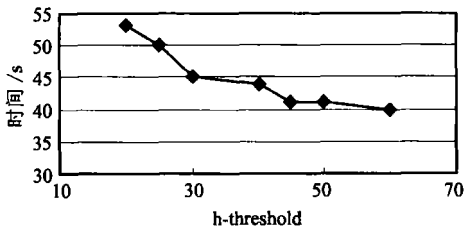


图 14  $h$ -threshold 参数与分割时间的相互关系

Fig 14 Relationship between  $h$ -threshold and segmentation time

值得指出的是,利用本文方法,当  $h$ -threshold 取 39 时(合并参数取不同值时),我们平均花了 44s 左右的时间就完成了对测试图像的分割,大致的时间分布是:图像量化 26s 分水岭分割 5s 图像合并和结果显示 13s。而 eCognition 的 MR 方法的速度则相对较慢,当尺度参数为 135 时,分割时间为 54s。当尺度参数为 170 时,分割用时 56s。这表明本文方法比 MR 更高效。

## 5 结 论

本文提出了面向多波段遥感图像的分割方法,通过提取遥感图像的局域同质性梯度图像,并利用降水分水岭变换进行初始分割,最后利用改进的区

域合并方法完成最终的分割。相关实验表明,本文方法在分割效率、分割精度和分割性能的稳定性等指标上均优于 eCognition 的 MR 方法。实验还表明,本文方法在分割不同类型地物时,其分割精度存在着差异,按精度从大到小依次为农田、建筑物、道路、绿地。对本文方法参数选择的研究表明,局域同质性梯度阈值取 35—45 较为合理,而合并阈值宜取 100—300。需要指出的是,由于高分辨率遥感影像的复杂性,本文方法的分割精度还仅能达到 83%—84% 左右,相关的研究还有待进一步深入。

## 参 考 文 献 (References)

- [1] Canon R L, Dave R, Bezdek J C, et al. Segmentation of a Thematic Mapper Image Using the Fuzzy c-means Clustering Algorithm [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1986, 24: 400—408.
- [2] Laprade R H. Split and merge Segmentation of Aerial Photographs [J]. Computer Vision, Graphics and Image Processing, 1988, 48: 77—86.
- [3] Hu J, Sakoda B, Pavlidis T. Interactive Road Finding for Aerial Images [A]. Proceedings of IEEE Workshop on Applications of Computer Vision [C]. Los Alamitos, California, 1992.
- [4] Zlotnick A, Camine P D. Finding Road Seeds in Aerial Images [J]. Image Understanding, 1993, 57: 307—330.
- [5] Pesaresi M, Benediktsson J A. A New Approach for the Morphological Segmentation of High-Resolution Satellite Imagery [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2001, 39(2): 309—320.
- [6] Pekkarinen A. A Method for the Segmentation of Very High Spatial Resolution Images of Forested Landscapes [J]. Int J Remote Sensing, 2002, 23(14): 2817—2836.
- [7] Lira J, Maletti G. A Supervised Contextual Classifier Based on a Region-growth Algorithm [J]. Computers and Geosciences, 2002, 28(8): 951—959.
- [8] Bosworth J, Koshinizu T, Acton S T. Multi-resolution Segmentation of Soil Moisture Imagery by Watershed Pyramids with Region Merging [J]. Int J Remote Sensing, 2003, 24(4): 741—760.
- [9] Acharya M, De R K, Kundu M K. Segmentation of Remotely Sensed Images Using Wavelet Features and Their Evaluation in Soft Computing Framework [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2003, 41(12): 2900—2905.
- [10] Provost J N, Collet C, Rostaing P, et al. Hierarchical Markovian Segmentation of Multispectral Images for the Reconstruction of Water Depth Maps [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2004, 93(2): 155—174.
- [11] Deng Y, Manjunath B S. Unsupervised Segmentation of Color-texture Regions in Images and Video [J]. IEEE Trans Pattern Anal Machine Intell, 2001, 23: 800—810.

- [12] Jing F, Li M, Zhang H, et al. Unsupervised Image Segmentation Using Local Homogeneity Analysis [A]. Proc IEEE International Symposium on Circuits and Systems[C]. 2003.
- [13] Baatz M, Schäpe A. Multiresolution Segmentation—an Optimization Approach for High Quality Multi-scale Image Segmentation[A]. Angewandte Geographische Informationsverarbeitung XII Beiträge zum AGIT-Symposium Salzburg 2000 [C]. Karlsruhe: Herbert Wichmann Verlag, 12–23, 2000.
- [14] Chen Q X. An Improved RPCCL Approach and Its Application to Segmentation of Remotely Sensed Imagery [J]. Computer Engineering and Applications, 2005, 41(34): 221–223. [陈秋晓. 改进的 RPCCL 聚类方法及其在遥感影像分割中的应用 [J]. 计算机工程与应用, 2005, 41(34): 221–223.]
- [15] Smet P D, Pires R L. Implementation and Analysis of an Optimized Rainfalling Watershed Algorithm [J]. Proc SPIE, 2000, 3974: 759–766.
- [16] Vincent L, Soille P. Watershed in Digital Spaces: an Efficient Algorithm Based on Immersion Simulations [J]. IEEE Trans Patt Anal and Mach Int, 1991, 13(6): 583–598.
- [17] Jain R, Kasturi R, Schunck B G. Machine Vision [M]. New York: McGraw-Hill Inc, 1995.
- [18] Bow S T. Pattern Recognition and Image Preprocessing [M]. New York: Academic Press Inc, 1992.
- [19] Haris K, Efstratiadis S N, Maglaveras N, et al. Hybrid Image Segmentation Using Watersheds and Fast Region Merging [J]. IEEE Trans on Image Processing, 1998, 7(12): 1684–1699.
- [20] Zhang Y J. Segmentation [M]. Beijing: Science Press, 2001. [章毓晋. 图像分割 [M]. 北京: 科学出版社, 2001.]