

# 边缘走向自适应的多尺度分水岭分割算法

蔡利平<sup>1</sup>, 史文中<sup>1,2</sup>, 张 华<sup>1</sup>, 苗则朗<sup>1</sup>, 何鹏飞<sup>1</sup>

(1. 中国矿业大学 环境与测绘学院, 江苏 徐州 221116;

2. 香港理工大学 土地测量与资讯学系, 香港 九龙 999077)

**摘要:** 针对图像分割存在过分割、欠分割以及分割边界具有不确定性等问题, 提出一种边缘走向自适应的多尺度分水岭遥感图像分割算法. 此算法根据梯度变化的最大方向来确定单个波段的梯度值, 通过各像元邻域内波段间的相关性合成多个波段的梯度, 对梯度图像进行形态学重建之后, 采用多尺度标记算法进行标记分水岭分割. 选取 QuickBird, SPOT, Landsat TM 3 种不同空间分辨率的遥感影像对此算法进行试验分析; 同时, 将该算法与 eCognition 软件中多尺度分割方法、多波段组合的传统分水岭分割方法、形态学分水岭分割方法进行比较. 结果表明: 该算法分割结果的边界和真实的地物边界非常接近, 分割结果精度优于 eCognition 软件中多尺度分割方法、多波段组合的传统分水岭分割方法和形态学分水岭分割方法.

**关键词:** 分水岭分割; 边缘走向自适应; 多尺度; 梯度合成

中图分类号: TP 391 文献标志码: A 文章编号: 1000-1964(2015)04-0739-08

DOI: 10.13247/j.cnki.jcumat.000370

## An edge direction adaptive multi-scale watershed segmentation algorithm

CAI Liping<sup>1</sup>, SHI Wenzhong<sup>1,2</sup>, ZHANG Hua<sup>1</sup>, MIAO Zelang<sup>1</sup>, HE Pengfei<sup>1</sup>

(1. School of Environmental Science and Spatial Informatics, China University of Mining & Technology,

Xuzhou, Jiangsu 221116, China; 2. Department of Land Surveying

and Geo-informatics, The Hong Kong Polytechnic University, Kowloon, Hong Kong 999077, China)

**Abstract:** Aiming at the problems of over-segmentation, insufficient segmentation and uncertainties of segmentation boundary in image segmentation, an edge direction adaptive multi-scale watershed segmentation algorithm for remote sensing images was proposed. This method mainly consisted of three steps. First, the gradient of each band was separately computed along twelve directions, and the largest value was taken as the final gradient. Then, gradient of many bands were composed according to the relevance of bands in each pixel. The gradient image was processed using the morphological reconstruction method to reduce the noise effects. At last, the image was segmented by the watershed algorithm using a multi-scale labelling strategy. The performance of proposed method was validated using three remote sensing images with different spatial resolutions, which are QuickBird, SPOT, Landsat TM, and compared with the methods of eCognition software, the traditional multi-bands watershed segmentation method and the morphological watershed segmentation method. The experimental result is extremely close to the actual ground boundary, and demonstrates that the proposed method is superior to the other three methods in terms of the edge matching percentage and the computational effi-

收稿日期: 2014-05-14

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(41331175); 江苏高校优势学科建设工程项目(SZBF2011-6-B35); 江苏省普通高校研究生科研创新计划项目(CXZZ13\_0939)

通信作者: 蔡利平(1987-), 男, 四川省合江县人, 博士研究生, 从事遥感图像处理和变化检测方面的研究.

E-mail: cumtcailp@126.com Tel: 13852086276

ciency.

**Key words:** watershed segmentation; edge direction adaptive; multi-scale; combine gradients

遥感影像提供丰富的信息,图像分割有利于进一步对图像进行理解、分析、信息提取等更深层次的研究.图像分割最初应用于特定的、具有独特性质的目标提取,如医学影像中的目标提取等,应用于遥感影像分析相对晚一些.图像分割是面向对象图像分类以及对对象特征提取的基础工作,面向对象图像分析的基本单元是图像分割的对象,图像分割质量的好坏影响后续图像处理的精度.

分水岭分割是目前图像分割中应用比较广泛的方法,是一种基于边缘的分割方法,和其它算法相比较,分水岭分割算法速度快,且能够很好地提供闭合边界,但容易出现过分割现象.文献[1]提出的分水岭算法是比较经典的算法;文献[2]对基于数学形态学的图像分水岭分割方法做出了系统总结,并指出很多分水岭分割算法都是在文献[1]提出的方法上进行改进的;文献[3]提出了一种融合形态学梯度和纹理梯度的分水岭分割方法,实现了不同类型信息结合的分水岭分割;文献[4]提出了一种结合高分辨率遥感图像的光谱相似性与相位一致边缘检测模型的分水岭分割方法,结合了光谱信息和相位一致性,但是没有考虑分割的最佳尺度;文献[5]提出了一种区域自适应的标记分水岭分割方法,剔除了影响分割结果的伪标记,但没有与多波段梯度信息进行结合;文献[6]提出了一种基于形态学梯度重建的分水岭图像分割方法,能够在一定程度上避免过分割现象,但没有与多波段梯度信息进行结合;文献[7]提出了一种基于边缘差异的多尺度分割方法,将最小生成森林算法应用到了图像分割中;文献[8]提出了一种基于多级标记合并的多尺度高分辨率遥感影像分割方法,将多层次标记应用到分水岭分割中,改善了单一尺度的分水岭分割;文献[9]提出了一种基于边界合并代价的多尺度分割方法,以形状特征、区域光谱差异为合并依据,对初始分割结果进行区域合并降低了过分割现象;文献[10]使用分水岭算法分割降维后的高光谱影像,进行了多波段的梯度组合,但各个波段是等权重的,没有提出具体的波段间权重确定的方法;文献[11]提出了一种融合 k-means 聚类和水岭算法结合的分割方法,融合了两种算法的优势,该方法分割结果优于使用单一分割方法的分割结果.这些方法中大都是在单波段上进行分水岭分

割,没有考虑波段之间的相关性.另一方面,由于现实中地物尺度不一样,使用单一尺度进行图像分割存在明显的局限性:若使用单一的较小尺度进行分割,必然会对尺度较大的地物产生过分割;若使用单一的较大尺度进行分割,又必然会对尺度较小的地物产生欠分割.现有的图像分割方法没有很好地处理由于地物尺度不一样引起同时出现过分割和欠分割的现象.因此,如何解决单一尺度的图像分割方法的局限性需要进一步研究.

基于上述分析,本文针对传统分水岭分割算法的不足,提出了一种边缘走向自适应的分水岭分割算法.该算法在传统的单波段分水岭分割的基础上,提出了一种边缘走向自适应的梯度算子,根据像元邻域内的波段相关性合成多个波段的梯度图像,对合成后的梯度图像进行形态学重建以消除一些噪声对分割结果的影响,通过对不同尺度的极小值标记合并,实现多尺度标记、多波段组合的分水岭分割方法.多尺度标记有效地避免过分割和欠分割现象,多波段组合的边缘走向自适应梯度算子能够提高分割结果边界的吻合程度,通过这两方面达到提高分割结果精度的目的.

## 1 分割方法

### 1.1 梯度计算

目前已有的梯度算子中,不管是一阶梯度算子还是二阶梯度算子,基本都是用水平方向梯度值和竖直方向梯度值平方和的方根作为梯度值.由于真实地物的复杂性,地物边界不规则,并不全是在水平方向或者竖直方向上,目前已有的梯度算子的方向不能和像元灰度值变化方向完全一致.为了使梯度方向和灰度值变化方向一致,本文设计一种基于边缘走向自适应的梯度算子,以反映图像灰度在方向变化上的多样性.该算子由 Prewitt 算子扩展为 12 种方向的梯度算子:1) 直线型(Prewitt 算子的模板,图 1a,1b);2) 对角线型(图 1c,1d);3) 由直线型和对角线型组合的折线型(图 1e~1l).在每一个像元 12 种梯度中梯度值最大的一种算子最能表达在该像元处的灰度值变化方向,依次用 12 个模板检测图像每一个像元的梯度,以 12 种梯度中最大梯度值作为像元 $(x, y)$ 的梯度值  $Mg(x, y)$ .

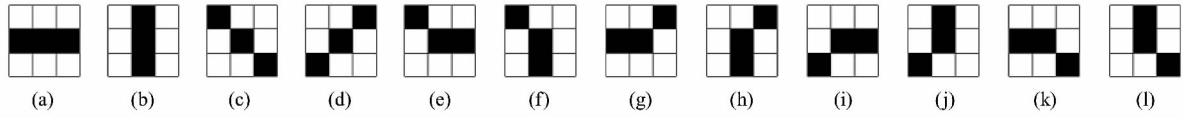


图 1 12 种边缘走向

Fig. 1 The twelve edge directions

Prewitt 算子模板如图 2a, 2b 所示, 直线型梯度模板和 Prewitt 算子的两种模板一样, 对角线型梯度模板以变换直线型的方向得到, 折线型模板由直线型和对角线型模板组合得到. 为了保证各个模

板权重相同, 令 3 种类型的模板的权重和相等, 折线型的权重是参考各个邻域像元在直线型和折线型中的权重分配的. 基于 Prewitt 算子扩展的边缘走向梯度算子模板如图 2c~2l 所示.

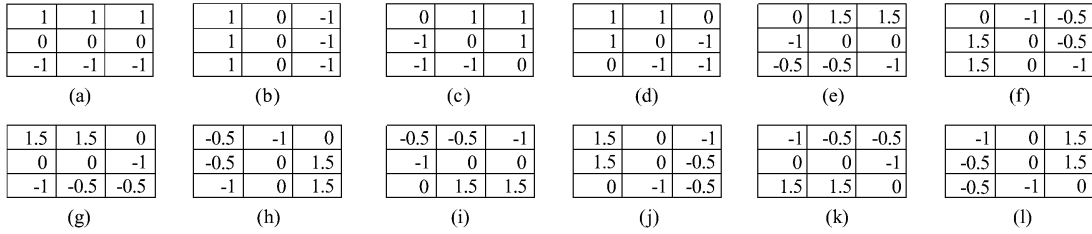


图 2 梯度算子模板

Fig. 2 Gradient operator templates

梯度值最大的方向更能代表图像中像元灰度的变化方向, 因此选择 12 种梯度算子中梯度值的最大值作为各个像元的梯度值. 像元  $(x, y)$  的单个波段梯度值为

$$M_g(x, y) = \max\{g_a(x, y), \dots, g_l(x, y)\}, \quad (1)$$

式中  $\{g_a(x, y), \dots, g_l(x, y)\}$  分别对应由 12 种梯度算子模板计算得到的单波段的梯度值.

### 1.2 梯度合成

各个波段之间具有相关性, 对分割结果提供的信息量比重不一样, 分析各个波段之间的相关性, 以各个波段之间灰度差值的信息熵作为确定各个波段之间的权重指标. 一个波段与其他波段之间灰度差值的信息熵越大, 则该波段包含更多与其他波段中不同的信息, 因此该波段的梯度权重越大. 整个图像范围内的像元灰度值相关性不能准确地反映到具体每一个像元各个波段之间的相关性, 因此选取与像元的欧式距离为 3 以内的邻域像元计算各个像元处的波段相关性. 像元的邻域像元区域如图 3 所示, 图 3 中 6 种邻域像元到中心像元的欧式距离为  $D(1, 2, 3, 4, 5, 6) = (1, \sqrt{2}, 2, \sqrt{5}, \sqrt{8}, 3)$ .

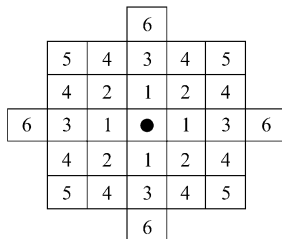


图 3 判断相关性的像元邻域

Fig. 3 Pixel neighbor for correlation calculation

两个波段之间的灰度差值范围为  $[-T, T]$ , 灰度差值级为  $2T+1$ , 两个波段之间灰度差值的信息熵为

$$H_{ij} = - \sum_{k=-T}^T (P_{ij}(k) \log P_{ij}(k)), \quad (2)$$

式中:  $H_{ij}$  为第  $i$  和第  $j$  个波段之间灰度差值的信息熵;  $k$  为邻域像元的第  $i$  和第  $j$  个波段之间灰度差值;  $P_{ij}(k)$  为第  $i$  和第  $j$  个波段之间  $k$  在邻域像元中出现的概率.

第  $i$  个波段与其他波段之间灰度差值的信息熵之和为

$$H_i = \sum_{j=1, j \neq i}^N H_{ij}, \quad (3)$$

式中  $N$  为波段数目.

一个波段包含信息越多, 则其与其他波段之间灰度差值的信息熵越大, 在梯度合成中的权重越大. 第  $i$  个波段的权重为

$$w_i = \frac{H_i}{\sum_{i=1}^N H_i}. \quad (4)$$

像元  $(x, y)$  处由  $N$  个波段梯度合成的梯度图像的梯度值为

$$g(x, y) = \sum_{i=1}^N (w_i M_{g_i}(x, y)), \quad (5)$$

式中  $M_{g_i}(x, y)$  为第  $i$  个波段的 12 种梯度中的最大梯度值.

### 1.3 形态学重建

原始图像上具有噪声, 基于原始图像计算的梯度图像也会受到噪声的影响. 受此影响, 直接对梯

度图像进行分水岭分割将产生严重的过分割问题。为削弱噪声影响,对梯度图像进行形态学开闭重建,以消除噪声和非规则干扰产生的局部极值<sup>[6]</sup>,进而提高图像分割质量。形态学开重建是先对图像进行开运算,再进行重建运算;形态学闭重建是先对图像进行闭运算,再进行重建运算。形态学开重建和闭重建是在测地膨胀和测地腐蚀的基础上建立的。

梯度图像  $g(x, y)$  关于参考图像  $r(x, y)$  和结构元素  $B$  的测地膨胀和测地腐蚀分别定义为

$$\begin{cases} D_r^{(1)}(g, r) = (g \oplus B) \cap r, \\ D_r^{(n)}(g, r) = D_r^{(1)}(D_r^{(n-1)}(g, r), r), \end{cases} \quad (6)$$

$$\begin{cases} E_r^{(1)}(g, r) = (g \ominus B) \cup r, \\ E_r^{(n)}(g, r) = E_r^{(1)}(E_r^{(n-1)}(g, r), r), \end{cases} \quad (7)$$

$(n=1, 2, \dots)$ ,

式中  $\oplus, \ominus$  分别为形态学膨胀运算和腐蚀运算。

梯度图像  $g(x, y)$  关于参考图像  $r(x, y)$  的测地膨胀,反复迭代直至  $D_r^{(n)}(g, r) = D_r^{(n-1)}(g, r)$  时,膨胀过程结束。迭代至稳定状态时的输出结果为膨胀重建  $D_r^{(\text{rec})}(g, r)$ , 表示为

$$D_r^{(\text{rec})}(g, r) = D_r^{(n)}(g, r). \quad (8)$$

同样,腐蚀重建  $E_r^{(\text{rec})}(g, r)$  表示为

$$E_r^{(\text{rec})}(g, r) = E_r^{(n)}(g, r). \quad (9)$$

基于形态学膨胀重建和腐蚀重建,形态学开重建  $O_r^{(\text{rec})}(g, r)$  和闭重建  $C_r^{(\text{rec})}(g, r)$  分别定义为

$$O_r^{(\text{rec})}(g, r) = D_r^{(\text{rec})}(g \circ B, r), \quad (10)$$

$$C_r^{(\text{rec})}(g, r) = E_r^{(\text{rec})}(g \cdot B, r), \quad (11)$$

式中:  $\circ, \cdot$  分别为形态学中的开和闭运算;  $D_r^{(\text{rec})}, E_r^{(\text{rec})}$  分别为形态学测地膨胀和测地腐蚀收敛的结果。

形态学开重建消除极大值噪声和非规则干扰,形态学闭重建消除极小值噪声和非规则干扰。利用形态学混合开闭重建,可以同时消除明暗噪声和干扰,先进行形态学开重建运算,再进行形态学闭重建运算,称为形态学开闭重建运算  $OC_r^{(\text{rec})}(g, r)$ , 即

$$OC_r^{(\text{rec})}(g, r) = C_r^{(\text{rec})}(O_r^{(\text{rec})}(g, r), r). \quad (12)$$

#### 1.4 多尺度标记提取

虽然对梯度图像进行了形态学重建,消除噪声和非规则干扰,直接进行分水岭分割仍会出现严重的过分割问题,极小值标记是解决分水岭分割中过分割的有效途径。在极小值标记过程中,积水深度是控制标记区域大小的参数,积水深度定义为积水盆地边缘的梯度值,在梯度图像中,通过二值阈值化<sup>[12]</sup>将积水深度低于深度阈值  $H_T$  的区域作为极

小值标记区域,把梯度图像转化为二值图像  $I_m$ , 即

$$I_m(x, y) = \begin{cases} 0 & (g(x, y) \leq H_T), \\ 1 & \text{其它}. \end{cases} \quad (13)$$

不同空间分辨率图像对应的同一地物尺度不一样,不同地物之间的尺度也不一样。合理的深度阈值  $H_T$  才能保证分割结果不出现明显的过分割和欠分割现象,为了得到最佳的分割结果,采用多层极小值标记梯度图像。对于两个不同标记参数的标记图层,把极小值标记参数小的标记图层作为下层子标记,把极小值标记参数大的标记图层作为上层父标记。下层子标记图层中的极小值标记区域的质心坐标在上层父标记区域中,则这两个标记可能具有“父子”关系,然后根据两个标记区域在原始灰度图像中的灰度相关性判断两个标记区域是否属于“父子”关系<sup>[8]</sup>。若具有“父子”关系,则用上层父标记代替下层子标记,否则保留下层子标记,不能使用上父标记,最后将各层次满足上层父标记代替下层子标记的标记区域统一,形成最终的多尺度标记图像。标记区域的灰度相关性为

$$R = \frac{m \sum_{i=1}^m (h_A^i h_{B-A}^i) - \sum_{i=1}^m h_A^i \sum_{i=1}^m h_{B-A}^i}{\sqrt{m \sum_{i=1}^m (h_A^i)^2 - \left(\sum_{i=1}^m h_A^i\right)^2} \cdot \frac{1}{\sqrt{m \sum_{i=1}^m (h_{B-A}^i)^2 - \left(\sum_{i=1}^m h_{B-A}^i\right)^2}}}, \quad (14)$$

式中:  $h_A^i$  为子标记区域 A 的灰度直方图中第  $i$  级灰度的值;  $h_{B-A}^i$  为子标记区域 A 与父标记区域 B 的补的灰度直方图中第  $i$  级灰度的值;  $m$  为直方图灰度级。

在判断两个标记区域是否属于“父子”关系时,设置灰度相关性阈值  $R_0$ ,  $R$  大于  $R_0$  的满足“父子”关系。

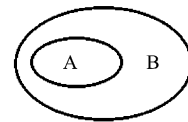


图 4 上下层标记示例  
Fig. 4 Father-son label

#### 1.5 基于标记的分水岭分割

为了保留图像真实边缘,本文采用未进行形态学重建的多波段组合梯度图像和多尺度极小值标记图像强制叠加得到的梯度图像作为分割图像。首先按上述设计的边缘算子计算各个波段的梯度,依次应用信息熵计算每个像元各个波段上的相关性,合并各个波段的梯度得到多波段综合的梯度图像,

在形态学重建后的梯度图像上提取不同的极小值标记参数,其中深度阈值  $H_T$  的最大值为分割纹理光滑地物效果较好时的深度阈值,深度阈值  $H_T$  的最小值为分割纹理复杂地物效果较好时的深度阈值,深度阈值以一定的间隔进行从小到大递增的方式,得到不同尺度的极小值标记区域,逐次计算相邻两层标记图像中各个可能有“父子”关系的标记区域之间的灰度相关性,并用满足“父子”关系的上层父标记代替下层子标记,保留不满足“父子”关系的下层子标记,得到最终的多层次标记.将提取的多层次极小值标记强制叠加到未进行形态学重建的梯度图像上得到多尺度标记梯度图像,在多层次极小值标记的梯度图像上进行分割,利用事先设置好的参考对象进行分割结果评价.算法流程如图 5 所示.

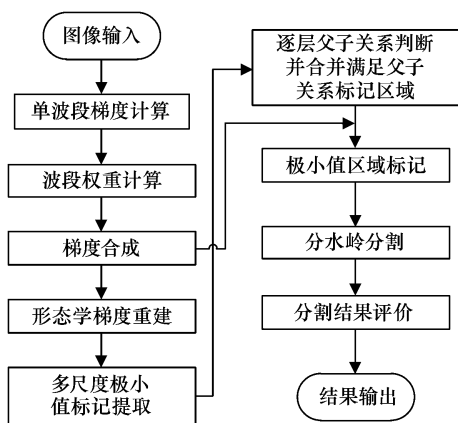


图 5 算法流程

Fig. 5 Flow chart of the proposed method

## 2 分割精度评价方法

很多学者评价分割结果时,常通过分类结果评价分割效果.传统分类评价指标包括总体精度和 Kappa 系数.不同分割参数情况下,总体精度和 Kappa 系数可能相似,不能很好地反映过分割和欠分割等情况.上述情形表明,直接从像元层面评价分割结果,不能全面反映分割结果在空间位置上的正确率;因此,利用对象特征评价分割结果比基于像元的评价结果具有更高的可靠性<sup>[13-14]</sup>.基于上述分析,本文采用两种基于区域边界的差异指数来评价分割结果的质量,一种是分割结果与参考数据的总体边界吻合程度,另一种是分割对象与相匹配的参考对象的平均质量指数<sup>[15]</sup>.这两种评价指标依赖于分割结果中对象边界与参考数据中对象边界的差异.

分割结果与参考数据的总体边界吻合程度为

$$P = \frac{\sum_{i=1}^{|L_C|} l(i)}{\max\{|L_C|, |L_R|\}}, \quad (15)$$

$$l(i) = \begin{cases} 1 & (D(i) \leq D_0), \\ 0 & (D(i) > D_0), \end{cases}$$

式中:  $|L_R|$  为参考数据中所有边界像元的数量;  $|L_C|$  为分割结果中所有边界像元的数量;  $D(i)$  为分割结果中第  $i$  个边界像元到参考数据中边界的距离;  $D_0$  为边界像元距离的容差,当  $D(i) < D_0$  时,第  $i$  个边界像元和参考数据吻合.

一个分割对象与其匹配的参考对象的边界质量指数为

$$F = \frac{1}{\max\{|l_C|, |l_R|\}} \sum_{i=1}^{|l_C|} \frac{1}{1+d(i)}, \quad (16)$$

式中:  $|l_R|$  为一个参考对象的边界像元数量;  $|l_C|$  为一个分割对象的边界像元数量;  $d(i)$  为分割对象中第  $i$  个边界像元到与之匹配的参考对象边界的距离.

判断分割结果与参考数据中对象的匹配关系时,以分割结果中的对象与参考数据中的对象交集的面积占两个对象并集的面积最大为匹配依据,所有分割对象与其相匹配的参考对象的边界质量指数平均值即为分割对象与相匹配的参考对象的平均边界质量指数  $\bar{F}$ .

## 3 实验

为了检验本文提出的算法,选择 3 幅遥感影像进行实验.测试数据涵盖从中分辨率到高分辨率的影像,包括 0.6 m 分辨率的 QuickBird 融合影像、10 m 分辨率的 SPOT 多波段影像和 30 m 分辨率的 Landsat TM 影像.分别应用 eCognition 软件中多尺度分割方法、多波段组合的传统分水岭分割方法、形态学分水岭分割方法以及本文提出的方法对 3 种数据进行分割,并进行视觉评价和定量评价.

### 3.1 实验 1

实验数据为徐州市城郊结合部的 QuickBird 影像,图像大小为 512 像素  $\times$  490 像素,空间分辨率为 0.6 m.研究区域中大部分为比较规则的道路和草坪,在区域下方有光谱相似的低矮建筑物和裸地(如图 6a).通过多次调节 eCognition 软件分割参数,获取最佳分割结果(如图 6b),该分割结果包含 39 个分割对象.从图 6b 中可以看出, eCognition 软件的分割结果中存在过分割和欠分割现象, A 区域附近存在明显的过分割现象,分割边界呈现

锯齿状, B, C 两个区域附近存在明显的欠分割, B 区域附近不能把房屋与植被等分开, C 区域不能将光谱相似的低层建筑和裸地分开. 多波段组合的传统分水岭分割的结果如图 6c 所示, 该分割结果包含 222 个对象. 从图 6c 中可以看出, 在 C 区域附近, 大部分低层建筑物和裸地, 阴影与植被分割在一起, 存在明显的欠分割现象. 形态学分水岭分割的结果如图 6d 所示, 该分割结果包含 204 个分割对象. 从图 6d 中可以看出, 在其它区域分割结果合

理的情况下, 在 C 区域附近, 裸地和道路分割到了一起, 存在明显的欠分割现象. 本文提出的算法分割结果如图 6e 所示, 该分割结果包含 108 个对象. 从图 6e 中可以看出, A 区域附近的道路和植被完全分开, 没有过分割或者欠分割现象, 在 B, C 两个区域地物相对复杂, 不同类型的地物基本被分开, 只有少部分不同地物被分割到一起. 通过比较 4 种方法分割的结果可知, 本文提出的算法更合理.

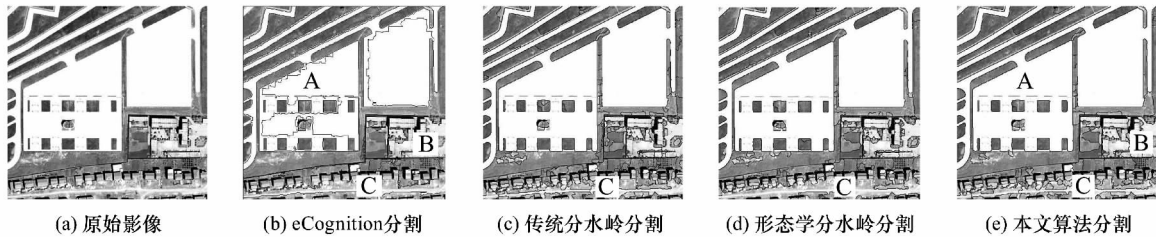


图 6 QuickBird 影像分割结果对比

Fig. 6 Segmentation results of QuickBird remote sensing image

### 3.2 实验 2

实验数据为深圳与香港交界深圳河入海口区域的 SPOT 多波段影像, 区域大小为 400 像素 × 400 像素, 空间分辨率为 10 m. 研究区域主要包括建筑混合区、河流、海滩、红树林、水域等, 如图 7a 所示. 通过多次调节 eCognition 软件分割参数, 获取最佳分割结果(如图 7b), 该分割结果包含 65 个分割对象. 从图 7b 中可以看出, eCognition 软件的分割结果中存在过分割和欠分割现象, A 区域附近的房屋、道路、绿化地等没有明显分割开, 出现明显的过分割现象, B 区域附近, 红树林和海滩之间出现了两条边界, 当调整参数使其只有一条分割边界之后, A 区域将出现更明显的欠分割现象. 多波段

组合的传统分水岭分割的结果如图 7c 所示, 该分割结果包含 576 个分割对象. 从图 7c 中可以看出, A 区域附近出现了明显的过分割现象, B 区域附近出现了明显的欠分割现象, 没有把红树林和海滩分割开. 形态学分水岭分割的结果如图 7d 所示, 该分割结果包含 260 个分割对象. 从图 7d 中可以看出, A 区域附近出现了明显的欠分割现象, 没有把建筑物、道路和绿化带分割开, B 区域附近出现了过分割现象. 本文算法分割的结果如图 7e 所示, 该分割结果包含 175 个分割对象. 从图 7e 中可以看出, A 区域基本把不同地类分割开, B 区域分割结果比较理想. 通过比较 4 种方法分割的结果可知, 本文提出的算法更合理.



图 7 SPOT 影像分割结果对比

Fig. 7 Segmentation results of SPOT remote sensing image

### 3.3 实验 3

实验数据为美国加利福尼亚州因皮里尔县西北部的 Landsat TM 影像, 区域大小为 400 像素 × 400 像素, 空间分辨率为 30 m, 主要是不同类型的农田(如图 8a). 应用 ArcGIS 软件进行数字化得到参考数据, 如图 8b 所示, 参考数据中包含 276 个对象, 数字化过程中把影像进行放大, 尽量

使边界的误差在一个像元以内. 通过多次调节 eCognition 软件分割参数, 获取视觉上尽量和参考数据更相似的分割结果, 如图 8c 所示. 多波段组合的传统分水岭分割的结果如图 8d 所示, 形态学分水岭分割的分割结果如图 8e 所示, 本文算法的分割结果如图 8f 所示. 4 种方法定量评价结果如表 1 所示.

表 1 分割结果对比

Table 1 Segmentation accuracy evaluation results					
方法	数量	$P(D_0=1)$	$P(D_0=3)$	$\bar{F}$	所用时间/s
eCognition	316	0.736	0.793	0.608	1.388
传统分水岭	272	0.817	0.879	0.783	1.995
形态学分水岭	268	0.803	0.856	0.773	2.072
本文方法	263	0.875	0.954	0.845	3.269

为了减小参考数据本身的误差对结果评价的影响,在计算 4 种分割结果的总体边界吻合程度时, $D_0$  分别取 1 和 3.从表 1 中可以看出,在取 2 种不同  $D_0$  值时,4 种方法中总体边界吻合程度最低的都是 eCognition 软件中多尺度分割方法,多波段组合的传统分水岭分割方法高于 eCognition 软件多尺度分割方法,形态学分水岭分割方法高于多波段组合的传统分水岭分割方法,本文提出的方法最高.4 种方法中的匹配对象平均边界质量指数最低的也是 eCognition 软件多尺度分割方法,形态学分水岭分割方法高于多波段组合的传统分水岭分割方法,本文提出的方法最高.匹配对象平均边界质量指数变化幅度比总体边界吻合程度变化幅

度大,匹配对象平均边界质量指数考虑了对象匹配关系,总体边界吻合程度不用考虑,因此过分割或者欠分割现象对匹配对象平均边界质量指数的影响更大.

通过对分割结果进行定量评价后可知,eCognition 软件分割结果精度最低,形态学分水岭分割方法高于多波段组合的传统分水岭分割方法,本文提出的方法分割结果精度更高.由于不同分割算法所需时间和分割图像的像素个数相关,3 个实验图像的像素个数相似,运行时间也相似,因此选择实验 3 的 4 种方法所用时间进行对比分析.eCognition 软件多尺度分割所用时间最短,多波段组合的传统分水岭分割方法和形态学分水岭分割方法所用时间相近,本文提出的方法所用时间最长.本文提出的方法在计算过程中,不仅是从多个梯度算子中选择最大的梯度值,而且是通过像元局部邻域计算波段相关性,因此本文提出的方法所用时间最长.

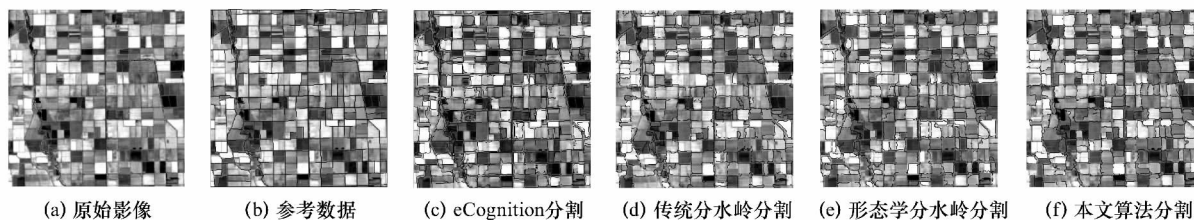


图 8 TM 影像分割结果对比

Fig. 8 Segmentation results of TM remote sensing image

## 4 结 论

本文提出了一种边缘走向自适应的多尺度分水岭分割算法.该算法首先计算每一个波段的梯度,然后利用像元局部邻域的相关性将多个波段的梯度进行合成,克服了传统分水岭算法仅适用于单一波段的限制.在 12 种梯度算子中选择梯度最大值作为像元的梯度值,很好地适应了地物边缘的真实走向,增强了局部较弱的边缘信息;地物尺度不一样引起在同一幅图像中出现局部区域过分割、局部区域欠分割的现象,多尺度标记的分水岭分割能有效避免这种现象,同时多尺度标记还可以消除一些细小的弱边缘引起的过分割现象.这样既提高了分割结果边界与真实地物边界的吻合程度,又控制了分割结果中过分割与欠分割现象.实验结果表明,本文提出的算法能够提供具有较高精度的分割结果,可以提高面向对象图像处理的精度,还可以进一步应用于面向对象的图像分类、特征提取等.

## 参考文献:

- [1] VINCENT L, SOILLE P. Watersheds in digital spaces: an efficient algorithm based on immersion simulations[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1991, 13(6): 583-598.
- [2] SOILLE P. Morphological image analysis: principles and applications [M]. New York: Springer-Verlag New York, Inc., 2003.
- [3] HILL P R, CANAGARAJAH C N, BULL D R. Texture gradient based watershed segmentation [C]// IEEE. International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP). New York: IEEE, 2002: 3381-3384.
- [4] 王 珂, 顾行发, 余 涛, 等. 结合光谱相似性与相位一致模型的高分辨率遥感图像分割方法[J]. 红外与毫米波学报, 2013, 32(1): 73-79.  
WANG Ke, GU Xingfa, YU Tao, et al. Segmentation of high-resolution remotely sensed imagery combining spectral similarity with phase congruency[J]. Journal

- of Infrared and Millim Waves, 2013, 32 (1): 73-79.
- [5] 巫兆聪, 胡忠文, 欧阳群东. 一种区域自适应的遥感影像分水岭分割算法[J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2011, 36(3): 293-296.  
WU Zhaocong, HU Zhongwen, OUYANG Qundong. A regional adaptive segmentation algorithm for remote sensing image[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2011, 36(3): 293-296.
- [6] 王小鹏, 罗进文. 基于形态学梯度重建的分水岭分割[J]. 光电子·激光, 2005, 16(1): 98-101.  
WANG Xiaopeng, LUO Jinwen. Watershed segmentation based on morphological gradient reconstruction [J]. Journal of Optoelectronics · Laser, 2005, 16(1): 98-101.
- [7] COUSTY J, BERTRAND G, NAJMAN L, et al. Watershed cuts: thinnings, shortest path forests, and topological watersheds[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(5): 925-939.
- [8] 陈杰. 高分辨率遥感影像面向对象分类方法研究[D]. 长沙: 中南大学地理信息系, 2010: 37-51.
- [9] ZHANG Xueliang, XIAO Pengfeng, SONG Xiaoqun, et al. Boundary-constrained multi-scale segmentation method for remote sensing images[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2013, 78: 15-25.
- [10] TARABALKA Y, CHANUSSOT J, BENEDIKTS-SON J A. Segmentation and classification of hyper-spectral images using watershed transformation[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(7): 2367-2379.
- [11] 王静秋, 张龙, 王晓雷. 融合颜色聚类和分水岭算法的铁谱图像分割[J]. 中国矿业大学学报, 2013, 42(5): 866-872.  
WANG Jingqiu, ZHANG Long, WANG Xiaolei. Ferrographic image segmentation by the method combining k-means clustering and watershed algorithm[J]. Journal of China University of Mining & Technology, 2013, 42(5): 866-872.
- [12] 苗则朗, 史文中, 张华. 一种高分辨率影像道路中心线提取算法[J]. 中国矿业大学学报, 2013, 42(5): 887-892.  
MIAO Zelang, SHI Wenzhong, ZHANG Hua. A road centerline extraction algorithm from high resolution satellite imagery[J]. Journal of China University of Mining & Technology, 2013, 42(5): 887-892.
- [13] SONG W, HAITHCOAT T L. Development of comprehensive accuracy assessment indexes for building footprint extraction[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43(2): 402-404.
- [14] ZHAN Q, MOLENAAR M, TEMPFLI K, et al. Quality assessment for geo-spatial objects derived from remotely sensed data[J]. International Journal of Remote Sensing, 2005, 26(14): 2953-2974.
- [15] 易俐娜. 面向对象遥感影像分类不确定性分析[D]. 武汉: 武汉大学遥感信息工程学院, 2011: 21-33.

(责任编辑 邓群)