

# 基于分水岭变换与空间聚类的高分辨率 遥感影像面向对象分类

陈 杰<sup>1</sup>, 邓 敏<sup>1</sup>, 肖鹏峰<sup>2</sup>, 杨敏华<sup>1</sup>, 梅小明<sup>1</sup>, 刘慧敏<sup>1</sup>

(1. 中南大学测绘与国土信息工程系, 湖南 长沙 410083;

2. 南京大学地理信息科学系, 江苏 南京 210093)

**摘要:**面向对象方法已广泛应用于高分辨率遥感影像分类, 提出一种结合改进分水岭变换与空间聚类的遥感影像面向对象分类新方法。首先, 基于相位一致思想分析图像特征, 由 Gabor 小波多尺度、多方向提取 QuickBird 全色影像的梯度信息; 利用扩展最小变换与强制最小技术分别获取图像前景标识、重建相位一致梯度图像, 利用改进后的分水岭变换获得分割对象。然后, 提取各对象的多波段光谱特征, 利用 Gabor 小波获取对象纹理矢量, 并用独立成分分析方法进行特征选择, 依次进行对象的光谱与纹理聚类。最后, 通过分析对象间空间拓扑关系判断聚类后不确定对象的类别属性。实验结果表明该方法能取得较好结果, 在一定程度上提高了影像分类的自动化水平。

**关 键 词:**面向对象; 相位一致; 分水岭变换; 空间聚类; Gabor 小波

**中图分类号:** TP 75; TP 79      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1004-0323(2010)05-0597-07

## 1 引 言

随着 IKONOS、QuickBird 等产品的出现, 高分辨率遥感影像已成为重要的空间信息来源。由于类内混合像元及大量阴影的存在, 使得从光谱波段非常有限的高分辨率影像中获取准确的类别信息变得困难<sup>[1]</sup>。相比于单个像元, 高分辨率影像中的纹理与形状等由像元邻域所反映出的特征附有更多信息<sup>[2]</sup>。地面观察的分析手段已由基于像元向基于面向对象转变, 而后者更加符合人们解译影像的视角<sup>[3]</sup>。Baatz 与 Schäpe<sup>[4]</sup>提出了一种以光谱、纹理、形状、尺度等对象特征为基础的区域合并分割技术, 后被引入 eCognition 软件。该软件已在地形要素提取<sup>[5]</sup>、土地利用分类<sup>[6]</sup>、旱区植被分析<sup>[7]</sup>、城市扩展区建筑调查<sup>[8]</sup>、森林结构复杂性研究<sup>[9]</sup>等多个相关领域中得到应用, 但也存在参数设置较为复杂等缺点<sup>[10]</sup>。面向对象的改进方法被相继提出: Hay<sup>[3]</sup>等包括对象分析、对象扩展与尺度控制合并 3 个阶段, 但仍以单像元为分析起点且在对象合并时涉及多参数设置; Mueller<sup>[11]</sup>等融合了边缘提取与区域

分割技术, 却仅限于大型人工地物信息的提取。

为了既体现面向对象思想又可提高影像分类效率, 本文在相位一致梯度提取与改进分水岭变换的基础上提出一种新的高分辨率影像面向对象分类方法。首先利用相位一致能准确提取影像不变性特征的优势得到梯度幅值图; 然后用经过前景标识与梯度重建操作后的分水岭变换对 QuickBird 遥感影像进行分割生成具备地物语义的对象; 最后利用各对象多光谱及 Gabor 纹理矢量特征进行属性聚类, 并进一步根据对象间的空间拓扑关系进行区域对象的合并以获得最终结果。通过对比 eCognition 的分类结果, 验证了本文方法可在更少人机互动的前提下实现高分辨率遥感影像地物的高效分类。

## 2 基于分水岭变换的影像对象生成

基于面向对象的遥感影像分类方法是以具备丰富语义的对象斑块及其相互关系为研究对象。因此, 影像分割是研究的关键内容, 它决定了对象的同质性并直接影响分类精度。分水岭变换是一种能直接生成区域对象的图像分割方法, 它因具有边缘定

位准确、运算简单及易于并行处理等优点而被图像处理领域广泛关注。但该方法对图像噪声敏感且容易丢失低对比度目标轮廓线,而导致过度分割或错误分割的问题。由于遥感影像中地物类型多样且分布复杂,采用分水岭变换的分割更需进行预处理或分割后处理的工作。

针对分水岭变换的不足,肖鹏锋<sup>[12]</sup>等提出采用相位一致频域分析手段获取高分辨率遥感影像中地物对象边缘信息的方法。它与 Sobel 和 Canny 等空域边缘特征检测算子相比不需要先使用低通滤波去除噪声,且对局部亮度和对比度变化不敏感,能对线形物体产生高定位精度的单线响应。因此,本文分类前的影像分割依据肖鹏锋<sup>[13]</sup>等采用先前景标记后相位一致梯度重建的分水岭变换进行。

相位一致思想最早由 Morrone<sup>[14]</sup>于 1987 年研究马赫带现象时提出,后由 Kovess<sup>[15]</sup>证明它能够可靠地检测到阶跃形、屋脊形和线形等多种特征,并可对大多数图像使用较为固定的阈值。本文采用改进的相位一致计算式<sup>[16]</sup>:

$$PC_2(x) = \frac{\sum_n W(x) \lfloor A_n(x) \Delta \Phi_n(x) - T \rfloor}{\sum_n A_n(x) + \epsilon} \quad (1)$$

$$\Delta \Phi_n(x) = \cos(\phi_n(x) - \bar{\phi}(x)) - |\sin(\phi_n(x) - \bar{\phi}(x))| \quad (2)$$

其中: $W(x)$ 为展频因子,通过扩展频带可以提高相位一致的响应度; $T$ 为噪声估计,只有当相位偏离度大于 $T$ 时才能计算相位一致; $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示取正值时为其本身,其它的则为0; $\epsilon$ 为避免分母为0而引入的一个常量; $\Delta \Phi_n(x)$ 为相位偏离函数。为了计算局部相位信息,本文选择 Field<sup>[17]</sup>提出的 log Gabor 小波函数,因为它可以在偶对称滤波器保持零直流分量的情况下构造任意带宽的滤波器,在对数频域上为高斯形传递函数从而使任何局部特征的相位一致得以保持。在笛卡尔坐标系中,log Gabor 函数的频率响应为:

$$G(\omega) = \exp \left\{ \frac{-(\log_2(\omega/\omega_0))^2}{2(\log_2(k/\omega_0))^2} \right\} \quad (3)$$

其中: $\omega_0$ 为滤波器的中心频率, $k/\omega_0$ 为滤波器形状比值常量。

本文采用 Soille<sup>[18]</sup>提出的扩展最小变换来标记那些有意义的局部最小区域,表达为:

$$E = EM(G, h) \quad (4)$$

其中: $G$ 为相位一致梯度图像, $h$ 为高度阈值, $E$ 为二值图像。

得到标记图像后,采用 Soille<sup>[18]</sup>提出的强制最小技术来修改相位一致梯度图像,以便局部最小区

域仅出现在所标记的位置,而其它无关的局部最小区域则进行“上推”。在此基础上,对重建后的相位一致梯度图像采用基于 FIFO 队列的分水岭快速计算方法<sup>[19]</sup>对高分辨率影像进行分割。

### 3 基于空间聚类的面向对象分类

采用第 2 节的方法可获得地物的准确边界并表现为单个或多个对象。虽然有效分割是面向对象分类的重要前提,但是后者仍需利用对象的光谱、纹理信息及对象间的拓扑关系来表达各类地物的真实面貌。

#### 3.1 属性特征聚类

以往对遥感影像的分析一般只针对像元的光谱响应,但人眼识别往往是以整块地域信息为首要捕捉对象。应充分利用地物位置关系、光谱、纹理及形状特征来进行搜寻、判断和分析遥感影像<sup>[20]</sup>。分割所得对象往往因地物多样性而显得形态各异,尤其是自然地物(如树林、山脉、水域等)的对象更无规则。考虑到研究区内地物分布的复杂情况,本文不进行对象的形状聚类。在获得分割结果后,先利用对象的多波段光谱信息进行聚类,再提取对象的纹理特征进一步判别。Gabor 小波能满足“不确定性原理”所确定的有效持续时间和有效频率带宽乘积的下限,可在时域和频域获得最佳的局部化,且与人类视觉接收场模型相吻合<sup>[21]</sup>。本文从多尺度、多方向的角度获取各对象的纹理特征矢量,二维离散 Gabor 变换形式为<sup>[22]</sup>:

$$h_{\theta, \lambda, \varphi, \sigma, \gamma}(x, y) = \exp \left( -\frac{1}{2} \cdot \frac{(x')^2 + (\gamma \cdot y')^2}{\sigma^2} \right) \cdot \cos \left( 2\pi \frac{x'}{\lambda} + \varphi \right) \quad (5)$$

其中: $x' = x \cdot \cos\theta + y \cdot \sin\theta$ ,  $y' = -x \cdot \sin\theta + y \cdot \cos\theta$ 。参数 $x, y$ 为空间域像素位置坐标; $\lambda$ 和 $\theta$ 分别为 Gabor 函数的尺度和方向; $\varphi$ 为 Gabor 函数的相角; $\sigma$ 为高斯半径; $\gamma$ 为高斯包络线的纵横比。本文所采用 Gabor 滤波器的参数设置为: $\theta = \left\{ 0, \frac{\pi}{6}, \frac{\pi}{3}, \frac{\pi}{2}, \frac{2\pi}{3}, \frac{5\pi}{6}, \pi \right\}$ ,  $\lambda$ 取 6 个尺度,  $\gamma = 1$ ,  $b = 1.3$ ,  $\varphi = 0$ 。

#### 3.2 空间关系分析

进行光谱及纹理聚类得到初步分类结果后,需对各对象区域作进一步合并。本文从两个层面来考虑:①判断各边界线两边对象是否为同一类型地物,若是,则合并该两个对象,否则保留边界;②判断待判定类型对象与其周边对象之间的关系,若前者被包含在某一既定类型的对象多边形之内则将其赋予该已确定的地物类型,否则由最大相邻关系以及对象质心间距离继续判断其所属类型。

如图1所示,A、B、C 3个对象分别由界线 a、b、c 隔开,而对象 A 与对象 C 具备相同的纹理特征实属同一类型地物。本文采用的分水岭变换所形成的边界点为 8 邻接关系,即对象之间由单点相连的线所分开,因此可通过判断边界点左右多边形属性的方式进行对象聚类。如图2所示(图中黑点代表边界点),先获取影像分割图中所有对象的边界点坐标,再沿着坐标依次判别边界点两侧对象是否为同一类型,若是则将该边界点赋予该类型实现对象的渐进式局部合并,否则不改变该边界点状态而保持原有边界。

在将相同属性对象进行合并之后,便得到了可准确表示遥感影像中各地类的大尺度对象,以及一些不具备边界合并条件且离散分布的小尺度对象(本文称之为待定类型的对象)。这些待定对象主要包括在光谱及纹理聚类后仍不能确定类别的对象,或者明显位于其它类别的大尺度对象范围之内属于错误归类的对象,并且与已确定类型的大尺度对象形成包含、交叉、邻接等空间拓扑关系。如图3所示,A、B、C、D、E、F、G 分别为 7 个对象多边形。其

中,A、B、C 为某区域内 3 种已确定类型的地物对象,D、E、F 为不确定类型的对象,G 被其它类型地物所包含为类别误判的对象。

对各待定类型的对象进行基于拓扑分析的空间聚类,具体判别步骤如下:①分别对待定对象 D、E、F、G 以顺时针方向获取其边界线的坐标串;②收集各边界线左右多边形的类别信息,若左侧(外部)跟右侧(内部)多边形属于 2 种不同类别则将该对象归入到左侧类型,如图3中 F、G 分别聚类到 B、C 对象;③对象 D 处于 A、B、C 地物对象的交叉处不符合②的判别条件,这时将组成该对象的各段边界长度作为权重该待定对象的类型判断依据,如图3中边界 b 长于边界 d、e 则将待定类型 D 归为边界 b 的左侧对象,即 A 类地物;④当处理对象 E 位于 A、C 地物对象的相邻处,且有等长边界 g、h 时,则根据对象 A、E、C 的质心(图2中小圆圈)之间的距离来进行判断,将待定对象 E 并入对象 C。图4为进行上述空间聚类后的结果,它基本反映了图1所示的真实地物类型分布情况。

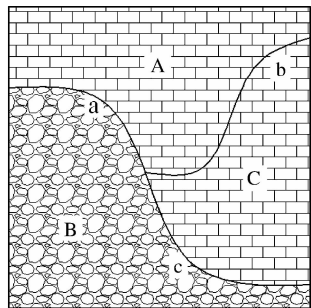


图1 对象合并示意图

Fig. 1 Objects merging

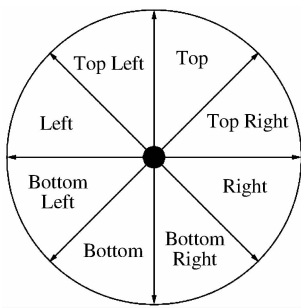


图2 边界判断示意图

Fig. 2 Boundary judgement

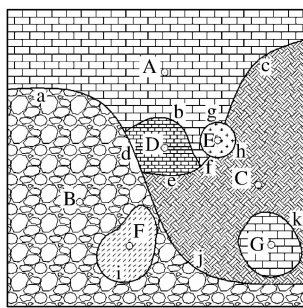


图3 对象关系

Fig. 3 Relationship among objects

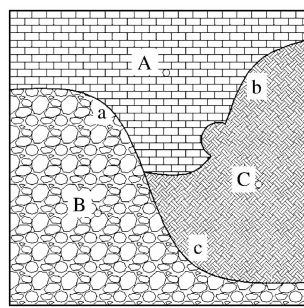


图4 对象合并结果

Fig. 4 Result of objects merging

## 4 实验结果及分析

实验从以下 3 个方面开展:①利用相位一致算子提取全色波段数据的梯度图像,在经过前景标记与梯度重建之后进行分水岭影像分割;②利用融合后的彩色图像的光谱特征对影像进行初步分类,再结合 Gabor 小波提取全色影像的纹理特征及对象间的空间关系进行对象聚类;③与 eCognition 软件对相同研究区域遥感影像的分割与分类结果进行对比。

### 4.1 实验数据与方法流程

采用的研究数据为经几何及正射校正的 2004 年东莞某区域 QuickBird 全色与蓝、绿、红多光谱波段影像,其大小为  $270 \times 270$  像元。将多光谱数据分别与全色波段数据进行 PANSARP 融合<sup>[23]</sup>,得到

空间分辨率为 0.61 m 的真彩色图像。该影像区域内主要包括水面、树林、居民地以及农田等地物,它们相对集中但又相互邻接、交叉。其中,树林及房屋区域内存在大量阴影且树冠与屋顶形态各异。

获取对象之后,重点是对各对象进行客观准确的区分,它包括光谱聚类、纹理聚类与拓扑分析 3 个阶段。图5所示为本文分类方法的流程,其中方框表示各步骤或结果,实心单箭头表示流程,空心双箭头表示步骤所得结果或具体操作。首先由色彩较为鲜明的光谱特征将影像对象区分为水面、植被与房屋;然后分别将水面、植被与房屋对象群中不属于该类别 Gabor 纹理特征的对象提取出来,作进一步归类(其中植被细分为林地与农田);最后将所有对象按照先同质区域合并后待定对象归类的步骤得到最终结果。

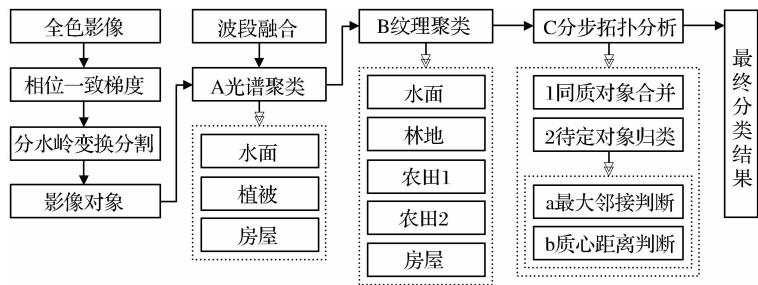


图 5 方法流程图

Fig. 5 Flow diagram of the presented approach

4.2 对象生成

图 6 为全色影像,计算相位一致梯度的参数设置如下:尺度  $n = 3$ ,方向  $\theta = 6$  (即: $0, \frac{\pi}{6}, \frac{\pi}{3}, \frac{\pi}{2}, \frac{2\pi}{3}, \frac{5\pi}{6}$ ),最小尺度滤波器带宽为 3 个像素,相邻尺度间带宽比为 2.5,噪声估计  $T = 2.0$ ,截止频率  $c = 0.4$ ,增益因子  $g = 10, \epsilon = 0.0001$ 。图 7 为相位一致梯度幅

值图。由于相位一致使得强、弱边缘梯度之间具有明显强度差异且在垂直地物边缘的方向上出现峰值,梯度幅值集中在线形物体的中心线上。选用高度阈值  $h$  为 0.1 的扩展最小变换对局部最小区域进行标记,使得各地物细节都被标记出来。进而利用强制最小进一步修改相位一致梯度图像,最后通过分水岭变换得到分割图像(图 8,对象的个数为 456)。



图 6 全色影像

Fig. 6 Panchromatic image

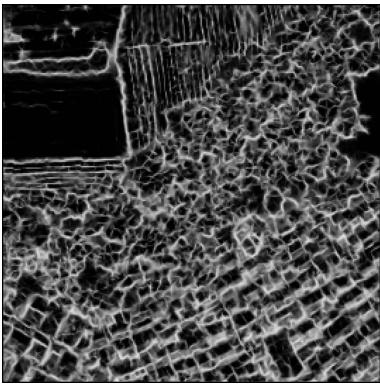


图 7 相位一致梯度

Fig. 7 Phase congruency gradient

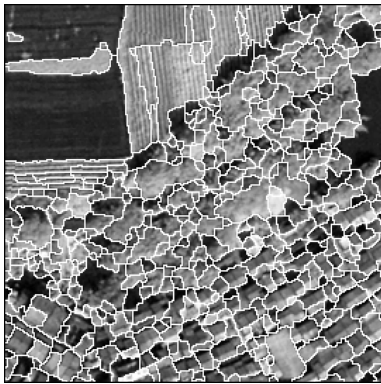


图 8 分水岭分割结果

Fig. 8 Segmentation result

4.3 对象聚类

首先利用对象的光谱及纹理特征进行聚类,然后根据对象间的拓扑关系进行对象合并。光谱与纹理聚类都采用监督分类的形式,即先在研究区域内选择不同地物类型的样区,再根据距离最小原则将各个对象归入相应类别。其中,对象的纹理特征由 Gabor 小波提取后用独立成分分析进行特征选择。

为利用 Gabor 纹理矢量进行区分的结果。从中可以看出,上述植被区内的 4 种不同植被得到准确区分,且树林区的阴影也准确地聚类到了树林类型。

根据真彩色图像反映的地物光谱特征,可以直接将其分为居民区(棕色)、植被区(绿色)与水面区(黑色)。图 9 为对象光谱聚类的结果,其中植被与居民区得到较好区分。由于树林与居民区内的阴影为黑色,在光谱聚类时它们容易被错误判别为水面。另外,植被区域的树林、横向种植田块、竖向种植田块、水面中间小块绿地也没有得以有效区分。因此,需要进一步考虑植被区内各对象之间的纹理特征,图 10

但从图 10 中还可以发现纹理聚类后仍存在较多对象未准确归类的现象:竖向种植田块里出现了小块的树林斑块(黄色),树林区内的还有小块的居民点(红色)且新出现了竖向种植田块的对象(绿色),树林区四周以及居民区内的阴影依旧表现为待定类型对象穿插于其它地类之中。为此,需要将这些待定类型对象与相离对象的空间关系加以考虑。首先将图 10 的结果进行边界判断进而合并为同质区域,然后进行拓扑关系的判别。具体地,先对错误归类的对象进行判别,再根据待定类型对象与已确定类型的大尺度对象的接触程度及质心间的距离作为判断的权重进行合并,最终得到图 11 所示结果。

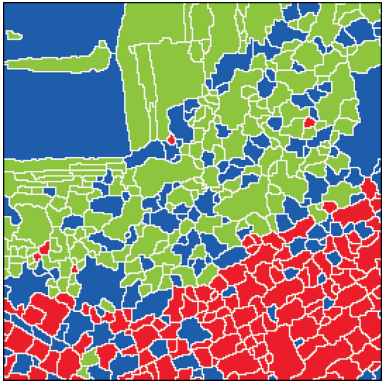


图 9 光谱聚类结果  
Fig. 9 Result of spectrum clustering

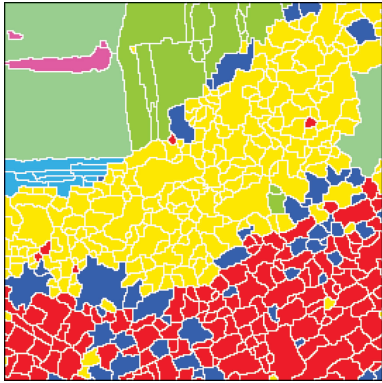


图 10 纹理聚类结果  
Fig. 10 Result of texture clustering

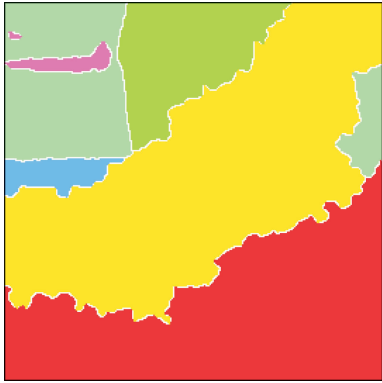


图 11 最终聚类结果  
Fig. 11 Final result of clustering

4.4 方法对比

eCognition 软件已为研究者们广泛使用,它需要设置多个参数以及从诸多对象特征中选择最佳分类特征。在分割尺度参数最大、平均异质性尽量小,并保持重要细节(尤其是水面当中的小块绿地)都能被准确分割的要求下经过反复尝试。在参数设置

为:尺度为 60,颜色为 0.8,紧致度为 0.6,光滑度为 0.4 时可以获得研究区域的最佳分割结果(图 13)。

Mark<sup>[24]</sup>提出了一种基于对象一致性误差(OCE)的图像分割评判标准,它能够检测到分割所得对象的形状、位置、大小及存在性的同时对过分割与欠分割一样敏感,且具备对称性与尺度不变性,是

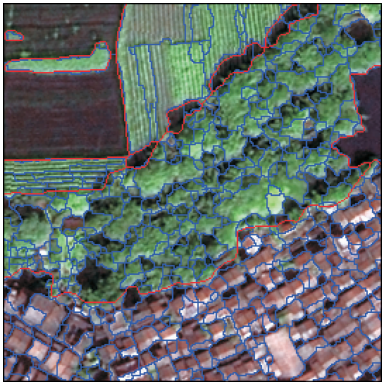


图 12 本文方法分割结果  
Fig. 12 Segmentation using presented approach

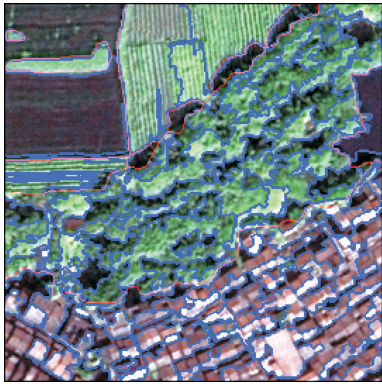


图 13 基于 eCognition 的分割结果  
Fig. 13 Segmentation using eCognition



图 14 基于 eCognition 的聚类结果  
Fig. 14 Clustering based on eCognition

一种客观有效的分割方法评价方法。OCE 满足  $0 \leq OCE(I_g, I_s) \leq 1$ ,其中  $I_g$  为地面参考对象,  $I_s$  为实际分割对象;当  $OCE=0$  时,表示分割完全符合地面参考对象。由于空间分辨率较高、研究范围较小且各类地物相对集中,容易获得地物的参考边界(图 12、13 中红线所示)。为了对比需要,将分割所得影像对象按地面情况分为房屋、林地、水面、农田 1(横

向种植田块)、农田 2(竖向种植田块)、绿地(水面中两块绿地)以及阴影(林地与农田 2 之间的阴影)等 7 类。表 1 为两种方法的 OCE 值,从中可以看出本文方法在水面、农田 2、阴影 3 种地物对象的分割效果优于 eCognition,两者对林地、农田 1、绿地的分割效果相当,房屋的分割后者略优于前者。总体上两者的分割效果都能够满足后续影像分类的需要。

表 1 本文分割方法与 eCognition 分割方法的精度对比  
Table 1 Comparative segmentation between presented approach and eCognition

方法	房屋	林地	水面	农田 1	农田 2	绿地	阴影
本文	0.336	0.369	0.095	0.024	0.094	0.011	0.015
eCognition	0.335	0.369	0.135	0.024	0.103	0.011	0.019



为了方便比较,eCognition 也按先光谱后纹理的思路进行分类,判别规则设置为:水面,Ratio(1)  $\in [0.349,0.389]$  and Stddev(3)  $\in [6.39,13.83]$ ;房屋,not water and Ratio(2)  $< 0.338$ ;植被,not water and not house;树林,GLCM Homogeneity 45°(2)  $> 0.032$ ;农田,not woodland;农田 1,GLCM Contrast 0°(1)  $> 1.004$ ;农田 2,not farmland1。其中,括号里的数字代表所用波段。最后 eCognition 软件得到如图 14 所示的分类结果。分别选择房屋(125 个)、林地(171 个)、水面(83 个)、农田 1(47 个)、农田 2(67 个)、绿地(36 个)样本像元对两种分类结果进行定量对比。两种分类方法的精度对比(表 2)显示本文方法的总精度与 Kappa 指标略优于 eCognition。主要因为 eCognition 软件仅采用灰度共生矩阵(GLCM)提取纹理,难以找到合适的特征将绿地与林地相区别。尽管 eCognition 软件能够综合多种处理途径得到不错的分类结果,但多参数与多特征的最佳搭配方式需要反复尝试而影响分类效果。本文方法在获取合适分割对象后充分利用对象的光谱、纹理特征及其空间拓扑关系,在减少人为干预的前提下获得了较好的分类效果。

表 2 两种分类方法总精度和 Kappa 系数的比较

Table 2 Comparison of two methods of classification in overall accuracy and Kappa coefficient

分类方法	总精度	Kappa
eCognition	0.93	0.90
本文	0.95	0.93

5 结 语

本文首先将相位一致在不变性特征提取中的优越性与分水岭变换在图像分割中的高效性相结合,得到较佳的影像分割结果;然后基于多光谱数据获取对象的光谱特征,并利用 Gabor 小波提取对象的纹理特征;最后按照“光谱聚类、纹理聚类、拓扑分析”的先后步骤实现影像的面向对象分类。方法将对象的光谱、纹理特征以及对象间的相邻、包含与交叉等空间拓拓扑关系统一到对象分类当中,使得各类地物属性及其空间关系得以充分体现,从而有利于分类效果的提高。虽然本文方法取得了较好结果,但仍存在一些问题有待深入研究,如阴影干扰的消除、面向对象分析的尺度性、多属性数据融合、与 GIS 的有机结合等。

参考文献:

[1] Laliberte A S,Rango A,Havstad K M,*et al.* Object-oriented Image Analysis for Mapping Shrub Encroachment from 1937 to 2003 in Southern New Mexico[J]. Remote Sensing of Environment,2004,93:198-210.

[2] Thomas N,Hendrix C,Congalton R G. A Comparison of Urban Mapping Methods Using High-resolution Digital Imagery [J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 2003,69(9):963-972.

[3] Hay G J,Castilla G,Wulder M A. An Automated Object-based Approach for the Multiscale Image Segmentation of Forest Scenes[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation,2005,7:339-359.

[4] Baatz M,Schape A. Multiresolution Segmentation: An Optimization Approach for High Quality Multi-scale Image Segmentation[C]//Strobl J,Baschke T,Griesebner G (Eds.), Angewandte Geographische Informationsverarbeitung Ⅲ. Wichmann-Verlag,Heidelberg,2000:12-23.

[5] Dragut L,Blaschke T. Automated Classification of Landform Elements Using Object-based Image Analysis[J]. Geomorphology,2006,81:330-344.

[6] Gamanya R,De Maeyer P,De Dapper M. An Automated Satellite Image Classification Design Using Object-oriented Segmentation Algorithms:A Move Towards Standardization[J]. Expert Systems with Applications,2007,32:616-624.

[7] Laliberte A S,Rango A,Herrick J E,*et al.* An Object-based Image Analysis Approach for Determining Fractional Cover of Senescent and Green Vegetation with Digital Plot Photography[J]. Journal of Arid Environments,2007,69:1-14.

[8] Durieux L,Lagabrielle E,Nelson A. A Method for Monitoring Building Construction in Urban Sprawl Areas Using Object-based Analysis of SPOT 5 Images and Existing GIS Data[J]. Journal of Photogrammetry & Remote Sensing,2008,63:399-408.

[9] Lamonaca A,Corona P,Barbati A. Exploring Forest Structural Complexity by Multi-scale Segmentation of VHR Imagery [J]. Remote Sensing of Environment,2008,112:2839-2849.

[10] Naga J B,Babu G R,Murali K I V. Object Oriented and Multi-scale Image Analysis: Strengths, Weaknesses, Opportunities and Threats-A Review [J]. Journal of Computer Science, 2008,4(9):706-712.

[11] Mueller M,Segl K,Kaufmann H. Edge-and Region-based Segmentation Technique for the Extraction of Large,Man-made Objects in High-resolution Satellite Imagery[J]. Pattern Recognition,2004,37:1619-1628.

[12] Xiao Pengfeng,Feng Xuezhi,Zhao Shuhe,*et al.* Feature Detection from High-resolution Remotely Sensed Imagery Based on Phase Congruency[J]. Journal of Remote Sensing,2007,11(3):303-310.[肖鹏峰,冯学智,赵书河,等. 一种基于相位一致的高分辨率遥感图像特征检测方法[J]. 遥感学报,2007,11(3):303-310.]

- [13] Xiao Pengfeng, Feng Xuezhi, Zhao Shuhe, *et al.* Segmentation of High-resolution Remotely Sensed Imagery Based on Phase Congruency [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2007, 36(2):146-186. [肖鹏峰, 冯学智, 赵书河, 等. 基于相位一致的高分辨率遥感图像分割方法[J]. *测绘学报*, 2007, 36(2):146-186.]
- [14] Morrone M C, Owens R A. Feature Detection from Local Energy[J]. *Pattern Recognition Letters*, 1987, 6(5):303-313.
- [15] Kovesi P. Invariant Measures of Image Features from Phase Information[D]. Perth: The University of Western Australia, 1996.
- [16] Kovesi P. Image Features from Phase Congruency[J]. *Videre: A Journal of Computer Vision Research*, 1999, 1(3):1-26.
- [17] Field D J. Relations between the Statistics of Natural Images and the Response Properties of Cortical Cells[J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 1987, 4(12):2379-2394.
- [18] Soile P. Morphological Image Analysis: Principles and Applications, 2nd Edition[M]. New York: Springer Verlag, 2003.
- [19] Vincent L, Soile P. Watershed in Digital Spaces: An Efficient Algorithm Based on Immersion Simulations[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1991, 13(6):583-598.
- [20] Shu Ning. Aspects of the Theories and Methodologies for Remote Sensed Image Processing and Analysis[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2007, 32(11):1007-1015. [舒宁. 关于遥感影像处理分析的理论与方法之若干问题[J]. *武汉大学学报·信息科学版*, 2007, 32(11):1007-1015.]
- [21] Dunn D, Higgins W, Wakeley J. Texture Segmentation Using 2-D Gabor Elementary Functions[J]. *IEEE Transactions on PAMI*, 1994, 16(2):130-149.
- [22] Bolme D S. Elastic Bunch Graph Matching[D]. Fort Collins, Colorado: Colorado State University, 2003.
- [23] Zhang Y. Problems in the Fusion of Commercial High-resolution Satellite Images as well as Landsat 7 Images and Initial Solutions [C]//*International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2002, 34:236-242.
- [24] Mark P, Zhang H, Pi M H. An Evaluation Metric for Image Segmentation of Multiple Objects[J]. *Image and Vision Computing*, 2009, 27:1223-1227.

## Object-oriented Classification of High Resolution Imagery Based on Watershed Transform and Spatial Clustering

CHEN Jie<sup>1</sup>, DENG Min<sup>1</sup>, XIAO Peng-feng<sup>2</sup>, YANG Min-hua<sup>1</sup>,  
MEI Xiao-ming<sup>1</sup>, LIU Hui-min<sup>1</sup>

(1. *Department of Surveying and Geo-informatics, Central South University, Changsha 410083, China;*  
2. *Department of Geographical Information Science, Nanjing University, Nanjing 210093, China*)

**Abstract:** Object-oriented classification of high spatial resolution remote sensing imagery is a very popular theme in the field of remote sensing science. A new approach of object-oriented combining improved watershed transform with spatial clustering is proposed to classify high resolution remote sensing imagery in this paper. Firstly, gradient image is obtained by applying phase congruency model to the QuickBird panchromatic image with log Gabor wavelet filters from multi-scale and multi-direction. Extended minima transform and minima imposition are used to get foreground marking of interesting objects and present gradient reconstruction, thus to achieve better segmentation using watershed transform based on these improvement measures. Secondly, spectral feature is obtained from multi-spectral remote sensing images, texture vector is achieved by Gabor wavelet and selected by Independence Component Analyses, and clustering based on the two features of objects. Finally, topological relationships between objects are fully considered in order to classify the uncertain objects after the former clustering. Results of experiments demonstrate that the new method can get desired classification results and improve the automatization of remote sensing data classification to some extent.

**Key words:** Object-oriented; Phase congruency; Watershed transform; Spatial clustering; Gabor wavelet