

文章编号: 1007-4619(2006)01-0104-07

一种基于对象和多种特征整合的分类识别方法研究

崔林丽^{1,2}, 唐 婷¹, 赵忠明¹, 郑 柯¹, 范文义³

(1. 中国科学院 遥感应用研究所, 北京 100101; 2 上海海洋气象遥感中心, 上海 200030;

3 东北林业大学 森林经理教研室, 黑龙江 哈尔滨 150040)

摘 要: 遥感图像空间分辨率的提高, 为目标物的纹理特征和形状特征的提取提供了客观基础, 同时也使得传统的基于像元的分类识别方法受到了严重的挑战。因此, 需要对传统的方法进行改进或发展新的方法。本文采用面向对象的分析思想, 通过图像分割和分割对象的矢量化等一系列的预处理, 并在此基础上实现了目标形状信息的提取, 最后综合利用光谱特征和形状特征应用模糊分类器实现两种典型的人造目标的分类提取实验。识别的精度评价主要通过目视解译完成。分析表明, 形状信息的提取大大丰富了目标识别的特征库, 尤其在感兴趣目标与背景物具有相近的光谱反应而形状特征有明显差异的条件下, 这种利用光谱与形状特征整合的提取方法能够大大提高目标的识别精度。

关键词: 基于对象; 分割; 矢量化; 形状特征; 目标识别

中图分类号: TP751.1 **文献标识码:** A

Study on Object-oriented Classification Method by Integrating Various Features

CUI Lin-li^{1,2}, TANG Ping¹, ZHAO Zhongming¹, ZHENG Ke¹, FAN Wen-yi³

(1. Institute of Remote Sensing Applications CAS Beijing 100101, China;

2 Shanghai Marine Meteorological Center in Remote Sensing Shanghai 200030 China;

3 The Forest Management Laboratory of Northeast Forestry University, Harbin 150040, China)

Abstract: With the improvement of the spatial resolution of remote sensing image, the objective basis is provided for extracting the texture and shape features at the same time, the traditional pixel-based classification methods are challenged severely. So it is necessary to improve existing methods or to develop new one. In this paper, according to object-oriented analysis method, firstly a serial of pre-processing procedures are performed, such as image segmentation, edge tracing and vectorization, and vectorization compression; then the shape features are extracted from the vectorization information, finally with the help of the spectral feature and shape features, the classification for two kinds of typical artificial objects is finished by using the fuzzy classifier, and the classification accuracy is evaluated by visual interpretation. The results show that the extraction of shape features enriches enormously the feature database for object identification, especially under the condition when the object of interest and background have the similar spectral reflection and the apparent different shape features, this object-oriented classification by integrating spectral and shape features can improve greatly the identification accuracy.

Key words: object-oriented identification; segmentation; vectorization; shape features; object identification

收稿日期: 2004-07-28; 修订日期: 2005-01-18

基金项目: 中国科学院知识创新方向性项目“定量遥感应用的几个关键问题研究”(KZCX3-SW-338-4), 国家自然科学基金(30070604)。

作者简介: 崔林丽(1975—), 女, 在读博士研究生。2002年毕业于东北林业大学森林经理学专业, 研究方向为林业遥感及应用研究, 同年考入中国科学院遥感应用研究所攻读博士学位, 研究方向为光学图像处理, 发表文章 10 余篇。

1 引言

从卫星遥感图像中进行各种目标的识别是遥感图像信息提取的主要内容之一,在国防和现代化建设中具有重要意义^[1]。而人造(工)目标的提取一直都是模式识别领域的一个重要方向,包括机场、飞机、机场跑道、道路、舰船等多种目标的提取。从特征选择上看,物体的形状是人的视觉系统分析和识别物体的基础^[2],更能代表物体的本质特征,并具有平移、缩放和旋转不变等特点,因而是这一类目标的代表性特征。而高空间分辨率图像为运用形状特征和纹理特征等地物的空间信息进行目标精确识别提供了客观基础,目前研究的方法多种多样:包括利用目标的几何特征(如边缘、轮廓、角点)^[3];灰度统计特征(如直方图);变换特征(如 Fourier 描绘子、Walsh 变换系数)^[4];形态特征^[5];目前最常用的方法是基于不变矩的方法^[6-8]。但从文献中不难看出这些方法一是计算及其繁琐,二是普适性较差,而且对形状的描述还不够完善。

本文利用基于对象的分析方法,在对图像分割的基础上进一步对分割对象进行矢量化,将 GIS 信息与图像信息有机地结合起来,并在此基础上实现多种形状信息的提取,最后综合应用这些形状特征,并与光谱特征有机地进行组合,采用模糊监督方法分别对两种典型的人工目标进行了分类提取,并通过目视解译进行精度评价,结果表明这种思路的识别效果能够获得满意的效果。

2 研究方法

2.1 整体技术流程

特别指出的是,这里所说的“面向对象”的目标识别方法不是指某一个具体的算法,而是一种思维方式和处理框架。这种方法的整个技术路线如图 1,主要是由目标的分割、对象矢量化、各种判读特征的数学化描述与提取、以及分类 4 大部分组成。由于该方法的分析基元是分割后的像素群,因此好的分割技术是实现高的识别精度的主要技术瓶颈;而分割对象的矢量化则是实现目标对象的形状、空间关系等多种判读特征提取的主要通道,下面将对这两部分进行详细的阐述。

2.2 目标的分割

分割的方法一般有基于图像颜色信息的方法和

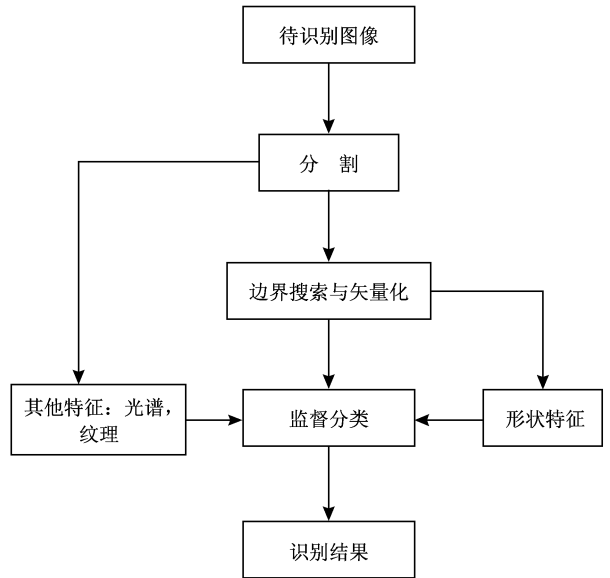


图 1 技术流程示意图

Fig 1 The technique flow

基于图像空间信息的方法两类^[9]。基于图像空间信息的方法又可以分成基于边缘的分割和利用区域(像素)之间的邻接和相似性进行区域生长和区域合并两种,前者一般采用 Sobel Laplacian, Canny 等算子进行边缘检测^[10]。然而,当图像中存在噪声时,用这些算子得到的边缘常常是孤立的或者分段连续的^[11],即使采用边缘闭合的方法进行处理,也很难得到区域的精确边缘。

文中采用的分割算法综合考虑了光谱(或颜色)与空间信息两个因子,是一种自下而上的区域合并技术,区域合并的关键问题是要制定合理的合并和停止合并的规则,这里通过定义一个异质性指数作为分割的依据。

2.2.1 异质性指数的提出

异质性指数是按照式(1)来计算的,它是对象的光谱信息和空间信息的加权和^[9]。

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

式中, f 是异质性指数, h_{color} 是光谱异质性, h_{shape} 是空间异质性,包括对象的紧致性 ($h_{compact}$) 和光滑性 (h_{smooth}) (见下文), ω 是用户定义的光谱权值 ($0 < \omega < 1$)。 h_{color} , $h_{compact}$ 和 h_{smooth} 分别按式(2-4)计算。

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

$$h_{compact} = \frac{1}{\sqrt{n}} \quad (3)$$

$$h_{smooth} = \frac{1}{b} \quad (4)$$

其中, ω_c 是每一波段的权重因子, σ_c 是每一波段的灰度标准方差, C 是波段数, l 是对象的实际边界长, n 是对象的总体像元数, b 是该对象外接矩形的最短边。

2.2.2 合并准则

$$h_{color} = \sum_c \omega_c (n_{Merge} \cdot \sigma_c^{Merge} - (n_{Obj1} \cdot \sigma_c^{Obj1} + n_{Obj2} \cdot \sigma_c^{Obj2})) \quad (5)$$

$$h_{shape} = \omega_{compact} \cdot h_{compact} + (1 - \omega_{compact}) \cdot h_{smooth} \quad (6)$$

$$h_{compact} = n_{Merge} \cdot \frac{l_{Merge}}{\sqrt{n_{Merge}}} - \left[n_{Obj1} \cdot \frac{b_{Obj1}}{\sqrt{n_{Obj1}}} + n_{Obj2} \cdot \frac{b_{Obj2}}{\sqrt{n_{Obj2}}} \right] \quad (7)$$

$$h_{smooth} = n_{Merge} \cdot \frac{l_{Merge}}{h_{Merge}} - \left[n_{Obj1} \cdot \frac{b_{Obj1}}{h_{Obj1}} + n_{Obj2} \cdot \frac{b_{Obj2}}{h_{Obj2}} \right] \quad (8)$$

各因子的计算公式同上, 略有不同的是计算这些因子分别考虑了两个对象的大小。式中: l b 同上, n 是对象的大小(像素数)。

也就是说此算法是一种自下而上的区域合并技术, 即首先从单个像素开始, 随后将较小的对象不断合并的过程, 在决定两两对象之间是否进行合并时需根据公式(1)计算的结果与事先给定的阈值进行比较, 小于阈值则合并, 大于阈值则终止。

2.3 边界追踪与矢量化

矢量化是将分割后的栅格信息变成具有拓扑关系的 GIS 信息, 栅格向矢量转换中最为困难的是边

界线搜索、拓扑结构生成和多余点去除。在本文中, 边界线搜索与拓扑结构的生成主要采用任伏虎等发展的双边界直接搜索算法(Double Boundary Direct Finding DBDF)来实现, 这种算法通过记录相邻区域公共边界的信息实现了区域的矢量化转换, 并同时生成了目标对象间的主要空间拓扑关系, 是一种相对成熟的算法, 具体算法参见文献[12]。

在进行边界搜索时, 由于是沿边界逐点搜索, 当遇到边界弧段是直线的情况时, 就会产生多余点, 从而造成数据冗余。因此实际应用中通常将这些多余点去除掉, 以减小数据量。本研究主要采用 Douglas Peucker 算法来实现, 此算法不仅能产生较好的视觉效果, 而且编程简单, 不受数据维数的限制^[13]。具体实现步骤如下:

① 首先给定一系列顶点: $(x_1, y_1), (x_2, y_2), (x_3, y_3), \dots, (x_n, y_n)$ 和距离定义的阈值 t 见图 2(a);

② 任意选定两个点作为多义线的初始起点 (x_1, y_1) 和终点 (x_n, y_n) , 连接形成最初的多义线, 见图 2(b);

③ 计算剩余各顶点到多义线的垂直距离 $d_i (i=2, 3, \dots, n-1)$, 在所有 $d_i > t$ 的点集中搜索 $\max(d_i)$ 对应的顶点 (x_m, y_m) , 分别将原来的初始起点和终点与此顶点相连, 生成两连新的多义线, 见图 2(c);

④ 按照③中的计算过程不断对每一条新的多义线进行下一轮的逼近, 直至所有点到相应多义线的距离小于事先定义阈值 t 即终止, 见图 2(d)。

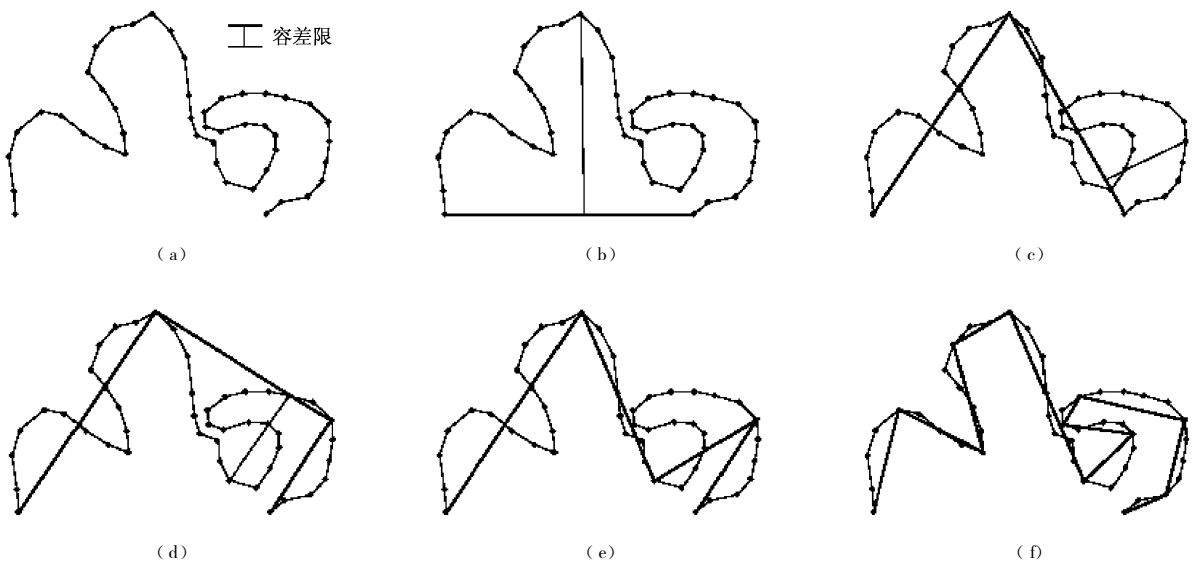


图 2 Douglas Peucker 算法过程示意图

Fig 2 The Douglas Peucker simplification algorithm

2.4 形状特征的定量化描述

人工目标通常具有比较规则的形状,因此本文中主要利用图像的光谱特征和形状特征进行各因子的定量化描述。计算形状特征的理论基础是根据矢量化后各点的坐标组成的协方差矩阵(S),即:

$$S = \begin{pmatrix} \text{Var}(X) & \text{Cov}(XY) \\ \text{Cov}(XY) & \text{Var}(Y) \end{pmatrix}$$

式中, X 和 Y 分别是该对象的所有像素的 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。本文所用的特征及计算公式和说明见表 1^[14]。

表 1 特征定量化描述

Table 1 The quantificational description of shape features

信息源	特征	计算公式	说明
光谱信息	均值 (M)	$Mean = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n C_i$	n 是组成该对象的全部像素的个数, C _i 是每个像素对应的亮度值
	均方差 (σ _L)	$\sigma_L = \sqrt{\frac{1}{n-1} \cdot \sum_{i=1}^n (C_{Li} - \bar{C}_L)^2}$	n 是组成该对象的全部像素的个数, C _{Li} 是亮度值, \bar{C}_L 是 L 波段的均值
形状信息	面积 (A)	组成该对象的像素总数	其中一个像素边缘的长设为 1
	长宽比 (γ)	$\gamma = \frac{l}{w} = \frac{eig_1(S)}{eig_2(S)}$ $eig_1(S) > eig_2(S)$	eig ₁ (S)、eig ₂ (S) 分别是协方差矩阵的特征值
	长度 (l)	$l = \sqrt{A \cdot \gamma}$	各项参数见上
	宽度 (w)	$w = \sqrt{\frac{A}{\gamma}}$	各项参数见上
	边界长 (e)	边界像素的个数	这里定义一个像素的边缘长为 1
	形状指数 (S)	$S = \frac{e}{4 \cdot \sqrt{A}}$	描述对象边界的光滑性, 边界越破碎, 此值越大
	密度 (d)	$d = \frac{\sqrt{n}}{1 + \sqrt{\text{Var}(X) + \text{Var}(Y)}}$	表示一个对象的紧致性, 此对象越接近正方形, 此值越大
	对称性 (x)	$x = 1 - \frac{n}{m}$	m 和 n 分别是此对象外接椭圆的长和短轴长, 一个对象越长就越对称

3 实例分析

本文主要通过提取舰船和飞机两个实例对文中的思路进行实验分析。两个例子均是在分割的基础上采用监督分类的方法实现, 这里选用的分类器为模糊分类器, 这是由于这一类分类器可以将不同的特征值转化为 0—1 之间的模糊值, 便于各种特征的标准化和高维特征的组合。两个例子中的分类体系直接为目标物和背景两类。实验结果见图 3, 图 4。

实验 1 舰船的提取

根据算法的要求, 设定异质性指数阈值为 35 (多次分割实验后的经验值), 光谱值权重设为 0.69, 则形状权重相应地就是 1 - 0.69 = 0.31, 其中: 紧致性和光滑性权重系数分别设为 0.4 与 0.6;

分割及多种特征的分类结果如图 3。

实验 2 飞机的提取

同样地, 设定异质性指数阈值为 22 (多次分割实验后的经验值), 光谱值权重设为 0.832, 则形状权重相应地就是 1 - 0.832 = 0.168, 其中: 紧致性和光滑性权重都设为 0.5; 分割及分类结果见图 4。

4 结论

分析上面的处理结果可以得出以下几点结论:

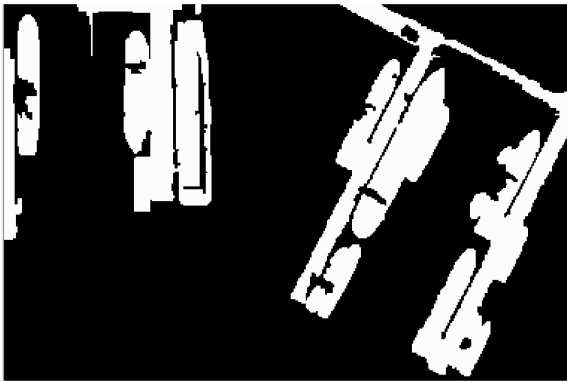
第一, 从两个例子的识别效果上看, 这种基于对象的、充分利用形状特征进行分类识别的方法, 能够有效地提取出感兴趣的目标, 尤其对于那些具有相似光谱反射特征而形状特征明显不同的地物之间的区分其优势是显而易见的。



(a) 原始图像



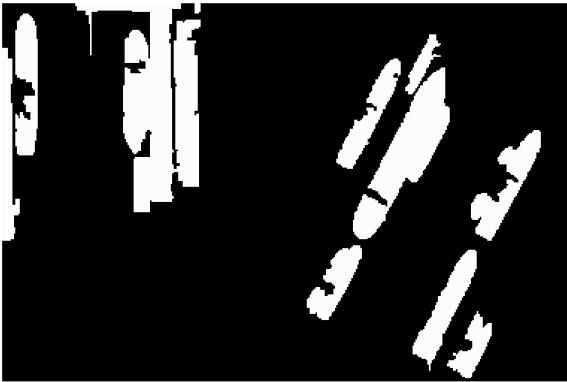
(b) 分割及矢量化结果



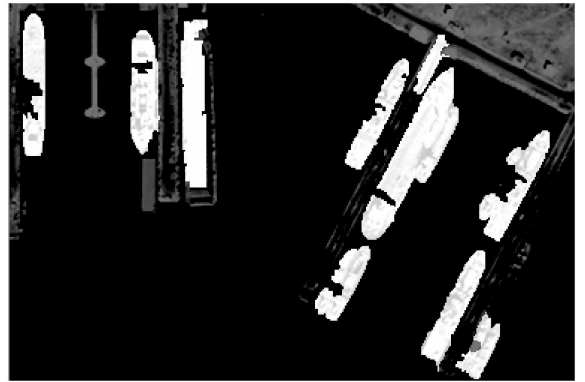
(c) 仅利用光谱特征的分类结果



(d) 仅利用形状特征的分类结果



(e) 利用均值与 8 大形状因子的分类结果



(f) 利用均值 + 8 大形状因子 + 手动调整

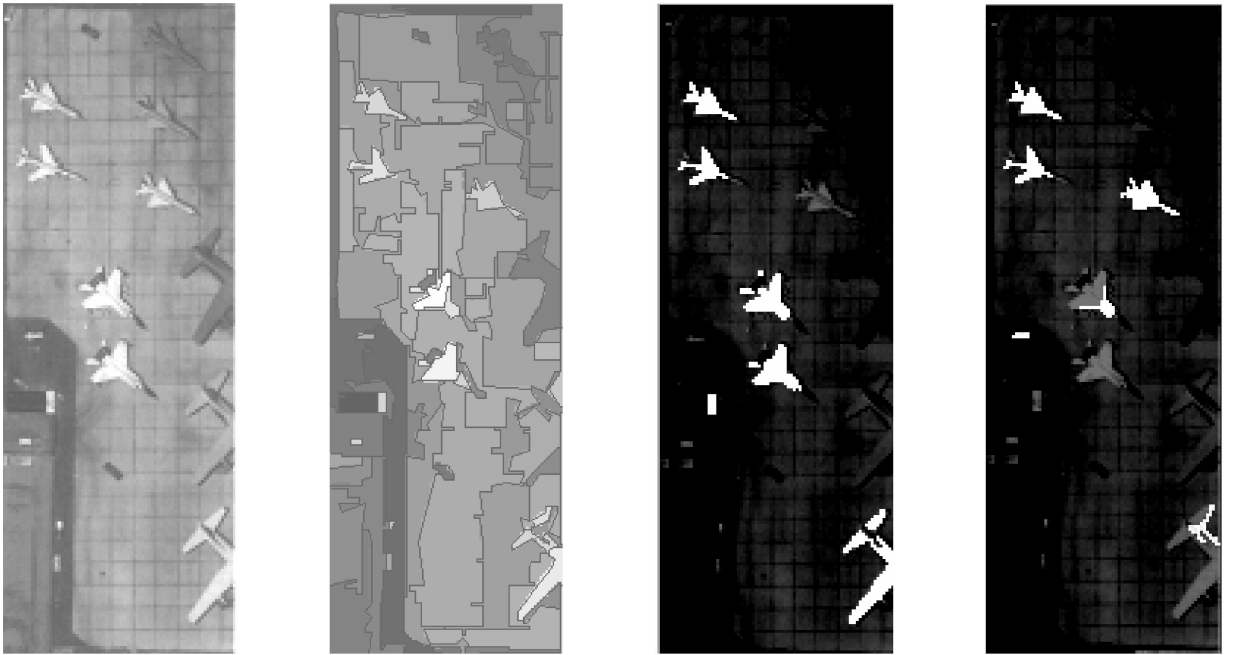
图 3 舰船的提取结果 (图例: 黑色为背景, 白色为舰船)

Fig 3 The extracted result for naval ships (the white is target and the black is background)

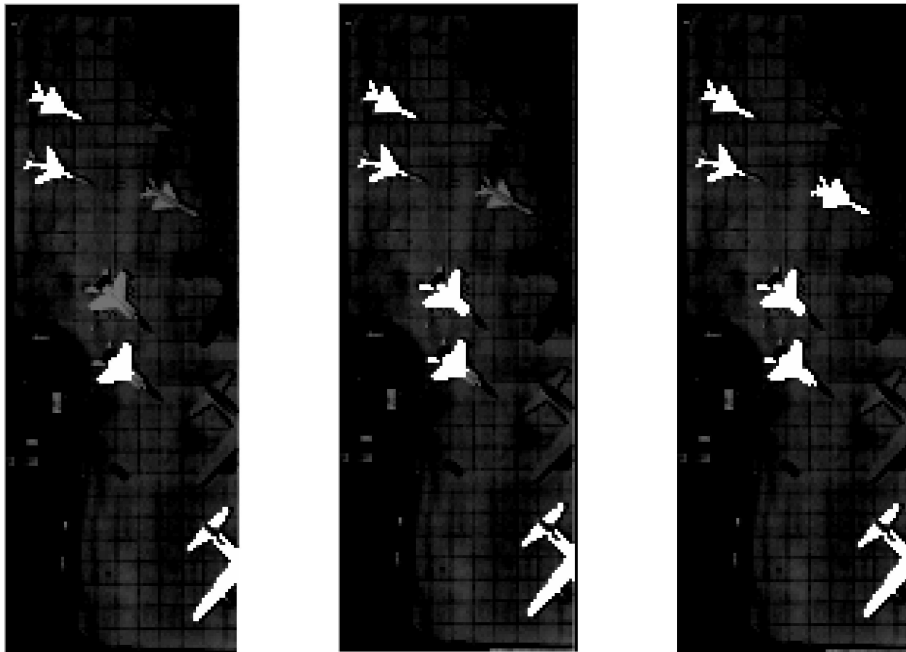
第二,从两个例子中也可以看出,无论是单独利用光谱特征或是单独利用形状特征都不能很好地将感兴趣的目标提取出来,在本研究中采用这种光谱与形状相结合的策略则相对取得了较满意的识别结果,而且对于形状特征的选择,上述两个试验都是经过反复做了多次试验的结果,对于其他目标的提取尚需要在具体分析中进行具体的特征表达与优化

选择。

第三,因为研究图像上的分辨率较高,因此识别精度可以通过目视解译来进行评价。分析结果表明文中两个实验中都存在部分目标漏分与误分的现象。分析这些产生不足的原因,可以归结为下面两点:一是特征选取方面。文中仅利用到目标的光谱值和形状特征,两个特征能否代表目标的典型本质



(a) 原始图像 (b) 分割及矢量化结果 (c) 仅利用均值的分类结果 (d) 仅利用方差的分类结果



(e) 利用均值与标准方差综合分类结果 (f) 均值与 8 个形状因子综合分类结果 (g) 均值、标准方差与 8 个形状因子

图 4 飞机提取结果 (图例: 黑色为背景, 白色为飞机)

Fig 4 The extracted result for airplanes(the white is target and the black is background)

特征,还值得商榷,不仅文中提到的这些形状描述因子有待于进一步的丰富,而且其他的特征(例如纹理)也应该根据需要加入进来;二是这种分类方法本身的原因。从前面的原理分析可知,基于对象的

分类实际上是在分割的基础上对每个认为相似的像素集合进行类别归属的再分配,因此分类结果的优劣在很大程度上直接取决于分割后的效果,但整个分割过程还有许多不确定性的因素,如判断像素的

相似性的阈值很难准确设定。因为遥感信息的获取过程是一个复杂的过程,各种因素的影响造成许多像素之间的相似性很难用某个数学定义就可以简单区分开来,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。

总之,这种利用分割并矢量化的处理流程为形状信息的提取提供了可能,大大丰富了遥感图像信息提取的特征库,是常规的基于像素的方法远远不能及的,而且这种基于对象的处理单元也更接近于现实世界中的地学实体。虽然本质上讲,这种基于对象的目标识别过程还远不及专家目视解译那么精细,但其将 GIS 信息作为一种特征源与遥感信息提取相结合是一种新的思路,也是从图像分析到图像理解发展的必然趋势,必将在模式识别领域有着很大的应用前景。

参 考 文 献 (References)

- [1] Yang Y J. Research on Building Detect Methods for Monochromatic Remote Sensing Imagery [D]. Xi'an Northwestem Polytechnical University, 2000 [杨益军. 单色遥感图像中建筑物检测方法研究 [D]. 西安:西北工业大学, 2000]
- [2] Zhang Y N, Zheng J B, Wang X H. An Efficient Image Target Recognition Method for Remote Sensing [J], 2002, 18 (1): 1-4 [张艳宁, 郑江滨, 王晓红. 一种有效的遥感图像目标识别方法 [J]. 信号处理, 2002, 18 (1): 1-4]
- [3] Li Y, Peng J X. Feature Extraction of the Harbor Target and Its Recognition [J]. J. Huazhong Univ. of Sci. & Tech., 2001, 29 (6): 10-12 [李艳, 彭嘉雄. 港口目标特征提取与识别 [J]. 华中科技大学学报, 2001, 29 (6): 10-12]
- [4] Jin Q, Dai R W. Relations Among Moment and Its Invariants Circular and Angular Moment and Fourier Descriptor [J]. PR & AI, 1993, 6 (3): 181-188 [金琪, 戴汝为. 矩、不变矩、角度矩及傅里叶描绘子 [J]. 模式识别与人工智能, 1993, 6 (3): 181-188]
- [5] Wu H, Liu Z K. A Study of Bridge Recognition from Landsat TM Images [J]. Journal of Remote Sensing, 2003, 7 (6): 50-53 [吴皓, 刘政凯. TM 图像中桥梁目标识别方法的研究 [J]. 遥感学报, 2003, 7 (6): 50-53]
- [6] Mei X, Li J X. Image Recognition Based on Moment and Multiresolution Analysis [J]. Journal of Nanjing University of Technology, 2003, 25 (6): 50-53 [梅雪, 李久贤. 基于矩和多分辨率分析的图像识别 [J]. 南京工业大学学报, 2003, 25 (6): 50-53]
- [7] Yang J, Qin J, Wang Y F et al. Research of Line Moments and Its Application in Image Boundaries Recognition [J]. Acta Photonica Sinica, 2003, 32 (3): 336-339 [杨静, 丘江, 王岩飞等. 线性不变矩及其在图像识别中的应用算法研究 [J]. 光子学报, 2003, 32 (3): 336-339]
- [8] Wang B T, Sun J D, Cai A N. Relative Moments and Their Applications to Geometric Shape Recognition [J]. Journal of Image and Graphics, 2001, 6A (3): 296-300 [王波涛, 孙景叠, 蔡安妮. 相对矩及在几何形状识别中的应用 [J]. 中国图像图形学报, 2001, 6A (3): 296-300]
- [9] Ye Q X, Gao W, Wang W Q, et al. A Color Image Segmentation Algorithm Using Color and Spatial Information [J]. Journal of Software, 2004, 15 (4): 522-530 [叶齐祥, 高文, 王伟强等. 一种融合颜色和空间信息的彩色图像分割算法 [J]. 软件学报, 2004, 15 (4): 522-530]
- [10] Hamalik R, Shapiro L. Image Segmentation Techniques [J]. Journals of Computer Vision, Graphics and Image Processing, 1985, 29: 100-132
- [11] Zhang Y J. Image Engineering [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2000 [章毓晋. 图像工程 [M]. 北京:清华大学出版社, 2000]
- [12] Wu L, Ren F H, Xie K Q, et al. Tutorial of Geographical Information System [M]. Beijing: Peking University Press, 1994 [邬伦, 任伏虎, 谢昆青等. 地理信息系统教程 [M]. 北京:北京大学出版社, 1994]
- [13] Wu S T, Mercedes Rocío Gonzales Márquez. A Non-Self-Intersection Douglas-Peucker Algorithm [R]. <http://www.dca.fee.unicamp.br/~ting/Publications> 2003
- [14] eCognition 4.0 User Guide <http://www.definient-imaging.com/doun/index.htm>, 2004