

基于先验形状的人工目标识别与轮廓恢复

尹高飞^①, 肖鹏峰^①, 吴桂平^①, 李晖^①, 周立国^②

(^① 南京大学 地理信息科学系, 南京 210093; ^② 复旦大学 环境科学与工程系, 上海 200433)

摘要:以具有典型形状特征的操场为例,探讨了形状特征在人工目标自动识别中的应用。基于形状特征的人工目标识别,一般首先将图像分割为多个基元,然后依据人工目标有较规则形状的特点,以形状特征作为指标进行识别。由于高分辨率遥感图像细节信息丰富,这种方法所提取的目标轮廓往往不完整。本文提出了“图像—基元—目标—轮廓恢复”的识别模式,在目标识别后采用加入形状先验知识的主动轮廓模型对目标进行轮廓恢复。实验结果表明,这种方法可以有效地修正目标提取结果中的轮廓缺失。

关键词:目标识别;先验形状;轮廓恢复;主动轮廓模型;高分辨率遥感图像

doi:10.3969/j.issn.1000-3177.2011.06.002

中图分类号:TP79 **文献标识码:**A **文章编号:**1000-3177(2011)118-0008-05

Artificial Object Recognition and Contour Restoration Based on Prior Shape

YIN Gao-fei^①, XIAO Peng-feng^①, WU Gui-ping^①, LI Hui^①, ZHOU LI-guo^②

(^① Department of Geographic Information Sciences, Nanjing University, Nanjing 210093;

^② Department of Environment Science & Engineering Fudan University, Shanghai 200433)

Abstract: In this paper, we propose a new method utilizing prior shape to recognize an artificial object in remotely sensed image of high spatial resolution. As the classic object-oriented method, we get image parcels via threshold segmentation, and extract the target by its peculiar shape feature. Further on, we add a post-processing process, called contour revision, to improve the contour accuracy of artificial objects. The contour revision process is accomplished by an active contour model incorporating with prior shape. In order to capture the shape information, the level set method is used to represent the shape. Then principle component analysis is applied to capture the various mode of shape. After that we combine the shape information with active contour model. Finally, the initial extracted contour is evolved based on the active contour model already mentioned. The validity of this method is testified through an experiment of playground (typical artificial object with regular shape) recognition.

Key words: object recognition; shape prior; contour revision; active contour model; high resolution remotely sensed image

1 引言

目标识别是通过图像进行特征提取与分析,实现用户感兴趣目标与背景的分离,并进一步对目标对应的特征进行自动提取、识别与表达的过程^[18]。人

工目标是空间地理信息的重要元素,城市区域高分辨率遥感图像中,80%的目标是建筑物、道路等人工目标^[16]。因此,在高分辨率遥感图像中实现人工目标高效、准确的提取具有重要意义。

人工目标一般具有规则的形状特征,可以看作

收稿日期:2010-11-12 修订日期:2010-12-13

基金项目:国家高技术研究发展计划(2008AA12Z106),国家自然科学基金(40801166,41001234),国家自然科学基金(40771137),教育部高等学校博士学科点专项科研基金(200802841012)联合资助。

作者简介:尹高飞(1986~),男,硕士研究生,主要研究方向为遥感图像处理。

E-mail:coffing@163.com

理想的几何基元,而自然背景则由许多非几何基元组成,这为利用两者形状上的差异实现人工目标的自动识别提供了依据。近年来,已有不少学者对利用形状特征在高分辨率遥感图像上实现人工目标的自动识别进行了卓有成效的探索^[10~12,14,17]。

由于高分辨率图像背景信息复杂,噪声干扰严重,加之地物阴影等因素的影响,依据 Marr 视觉理论自下而上的目标识别方法所提取的目标轮廓通常会发生变形,从而造成目标的误检和漏检,并影响后续目标特征的识别与分析,因此,在实现目标识别后,有必要对目标的轮廓进行修正。据此,本文提出“图像—基元—目标—轮廓恢复”的识别模式(如图 1),以具有典型形状特征的操场为识别目标,首先基于灰度特征将图像分离成许多独立的面状基元,然后根据操场特有的形状特征实现操场的自动识别。因为阴影及材料差异等的影响,提取的轮廓并不完整。利用目标的先验形状,通过形状驱动的主动轮廓模型对目标轮廓进行自上而下的模型驱动下的恢复,得到修正后的目标轮廓。最后通过定量的精度分析,表明轮廓恢复可提高目标识别的精度。



图 1 基于先验形状的目标识别模式

2 实验数据及数据预处理

实验所用数据为 2004 年获取的南京市 Quick-Bird 全色波段图像,从中选取大小为 512×512 像素的范围作为研究区域。图像中主要的地物类型有操场、建筑物及行道树等。同时,由于太阳高度角的影响,图像中有明显的阴影。为改善图像质量,提高后续处理的精度,通常要对图像进行适当的预处理,图 2 所示为经直方图拉伸后的实验数据。



图 2 预处理后实验数据示意图

3 基于先验形状的目标识别

3.1 基元提取

基元提取是面向对象目标识别重要的前期工作,一般通过图像分割实现。因为操场目标内部灰度值比较均一,且与外围环形跑道之间差异明显,所以可以采用阈值分割的方法实现操场目标与背景的初步分离。但是图像中存在许多与操场目标有相似灰度值的区域,这些区域也被误当成目标从背景中分离出来。同时在目标内部存在较多的孔洞,采用文献[9]数学形态学条件膨胀的方法将其消除,结果如图 3 所示。



图 3 基元提取结果

3.2 形状特征分析

通过考察多个操场,发现其具有两个主要的形状特征:①操场形状近似于椭圆;②以操场的长轴或短轴为对称轴,操场左右两部分严格对称。据此,本文构造了以下仿射不变的形状描述指标:

(1)椭圆度。定义为:

$$Index_e = A/E \tag{1}$$

式中, A 为目标的面积, E 为与目标有相同二阶矩的椭圆 O 的面积。椭圆度指标反映目标形状与椭圆的相似程度。

(2) 对称性指数。定义为^[15]:

$$Index_s = 1 - |A_1 - A_2| / A \quad (2)$$

式中, A 为目标的总面积, A_1 、 A_2 分别为以椭圆 O 的短轴为对称轴, 目标左右两部分的面积。对称性指标可以指示目标左右对称的程度。

3.3 目标识别

得到地物目标的形状特征后, 可采用基于规则的判别方法来实现操场的自动识别, 即逐步将上述

形状指标满足一定阈值的目标提取出来。由于噪声等的影响, 图 3 中存在一些面积较小的区域, 在使用上述形状指标之前先利用一定的面积阈值, 将这些小区域去除。图 4 分别为图 3 经过面积、对称性、椭圆度指数 3 个指标筛选后的结果, 阈值分别是: 1000, 0.9, 0.9, 结果表明利用形状特征可有效地实现操场的识别与提取。但是由于操场北侧自身材料差异及南侧树木阴影的影响, 操场的轮廓不完整, 这将直接影响最终提取的结果, 并降低后续目标特征识别与分析的精度, 因此, 有必要对目标的轮廓进行恢复。



(a) 面积阈值 1000

(b) 对称性指数阈值 0.9

(c) 椭圆度阈值 0.9

图 4 目标识别结果

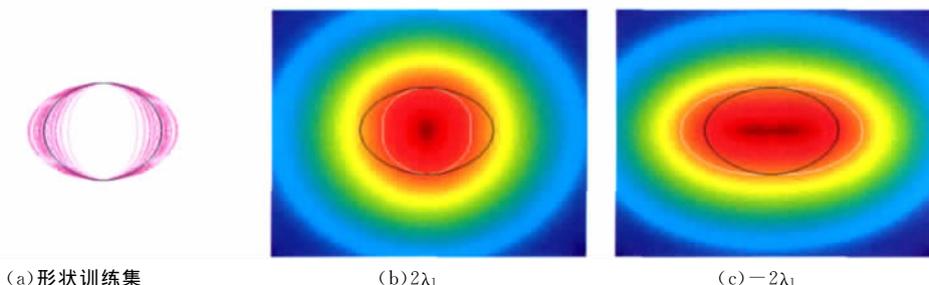
4 基于先验形状的目标轮廓恢复

4.1 形状驱动主动轮廓模型

主动轮廓模型的基本思想是, 首先定义一条带有能量函数的曲线, 将其初始化在待分割目标周围, 在内力(如曲线的刚性和延伸性等)和外力(如图像的灰度、梯度特征等)的作用下, 最终收敛到目标轮廓^[2,5]。在曲线的能量泛函中可以加入先验形状, 先验形状是对目标轮廓的一个总体估计, 它可以限制初始轮廓在一定范围内发生变形。因此可以利用形状驱动的主动轮廓模型来实现对目标初始提取结果的轮廓恢复。

本文采用 Leventon 提出的形状模型并将其加

到主动轮廓模型中引导初始轮廓的演化。先验形状通常来自于多个相同目标的统计信息。由于各符号距离函数描述的是同一目标, 所以各样本间具有一定的相关性。相匹配的样本点可以近似看作服从正态分布, 因此可以利用主成分变换的方法降低数据的冗余度并获得形状变形的模式。如图 5(a) 所示为包含 30 个椭圆的形状训练集(红线)及其平均形状(黑线)。图 5(b)、图 5(c)分别为对第一主成分的权系数进行变化得到的新形状及其符号距离函数(黑线为平均形状, 白线为变形后得到的形状), 权系数分别为 $\pm 2\lambda_1$, λ_1 为第一主成分对应的特征值。(详见参考文献^[6])。



(a) 形状训练集

(b) $2\lambda_1$

(c) $-2\lambda_1$

图 5 形状变形示意图(据 Bresson, 2006)

4.2 能量泛函的构造

本文采用 Bresson^[1] 提出的能量模型:

$$F = \beta_s F_{shape}(C, x_{pca}, x_T) + \beta_b F_{boundary}(C) + \beta_r F_{region}(x_{pca}, x_T, u_{in}, u_{out}) \quad (3)$$

其中,

$$F_{shape} = \oint \hat{\varphi}^2(x_{pca}, h_{xT}(C(s))) |C'(s)| ds \quad (4)$$

$$F_{boundary} = \oint g(|\nabla I(C(s))|) |C'(s)| ds \quad (5)$$

$$F_{region} = \int_{\Omega_{in}(x_{pca}, x_T)} (|I - u_{in}|^2 + \mu |\nabla u_{in}|^2) d\Omega + \int_{\Omega_{out}(x_{pca}, x_T)} (|I - u_{out}|^2 + \mu |\nabla u_{out}|^2) d\Omega \quad (6)$$

式中, C 为主动轮廓, x_T 为先验形状与目标轮廓之间的配准参数, Ω 为主动轮廓, $\hat{\varphi}$ 为由主成分变换表示的形状, x_{pca} 为主成分变化的特征值, h_{xT} 为先验形状和目标轮廓配准时所需的几何(平移、缩放、旋转)参数。 g 为单调递减的非负边缘检测函数, Ω_{in} 、 Ω_{out} 分别表示水平集函数 $\hat{\varphi}$ 的内部和外部, u_{in} 、 u_{out} 为原图像在 Ω_{in} 、 Ω_{out} 区间的光滑近似, β_b 、 β_s 、 β_r 分别为边缘项、形状项和区域项的权重。

式(3)中, $F_{boundary}$ 为测地线活动轮廓模型^[3], 用于捕获目标的边缘; F_{region} 为去除曲线平滑项的 Mumford-Shah 模型^[7] 用于捕获图像中的灰度一致性区域, 需要注意的是这里将 Mumford-Shah 模型应用于先验形状而非主动轮廓上, 以便于将先验形状快速驱动到目标附近; F_{shape} 为文献[6]提出的形状模型, 用来衡量主动轮廓与先验形状之间的差别, 通过将它们的差异限制在一定的范围内, 即可以实现目标轮廓的恢复。由能量泛函的组成看, 此主动轮廓模型既包含了图像的局部特征(边缘), 又包含了全局特征(灰度), 同时还引入了形状先验知识, 因此可以充分利用图像的信息, 对噪声、边缘模糊、目标相互叠盖(如阴影)等有较强的鲁棒性。

4.3 轮廓恢复与精度分析

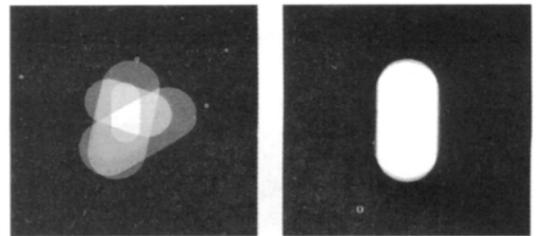
本文中形状训练集来自于同一景遥感图像的其他操场目标(如图6所示), 通过目视解译的方式, 数字化另外4个操场并将其二值化, 以初始提取结果作为参考图, 对它们进行配准(如图7所示)。

为了提高收敛速度, 本文进一步对上述模型进行了改进, 提出了自适应的确定初始主动轮廓和初始先验形状位置参数的方法。将目标初始识别结果的轮廓作为初始轮廓; 将二值化后的平均形状与目标之间的配准参数作为初始先验形状的位置参数。初始主动轮廓和初始先验形状位置参数的确定, 充分利用了初始识别结果中目标的位置信息, 可以将主动轮廓和先验形状快速定位到目标附近。如图8

(a)所示为采用该方法得到的初始主动轮廓(红线)和初始先验形状(绿线)。可见, 利用这种自适应的参数确定方法, 可以将两个初始轮廓很好地套合在一起, 这将大大提高模型收敛的速度。图8(b)、(c)分别为轮廓恢复前后目标提取结果与实验图像的套合结果, 可见, 主动轮廓模型较好地补偿了操场上下两侧的轮廓缺失, 恢复了操场的形状特征。



图6 形状训练集



(a) 配准前 (b) 配准后

图7 形状训练集的配准



(a) 初始主动轮廓与初始先验形状 (b) 粗提取结果 (c) 轮廓恢复结果

图8 主动轮廓模型对轮廓的恢复效果

本文进一步采用形状一致性指标对轮廓恢复的效果进行定量分析。具体评价过程为: 通过目视解译获得操场“正确提取”的轮廓, 然后将其栅格化作为参考图。定义 S_1 为提取结果中目标的面积, S_2 为参考图中目标的面积, S_3 为两图属性值不同区域的面积, 即 $S_3 = (S_1 \cup S_2) - (S_1 \cap S_2)$, S 为两图中目标平均面积, 即 $S = (S_1 + S_2) / 2$, 有 $D = S_3 / S$, 若

$D < 5\%$, 则形状一致性合格, 否则不合格(刘永学, 2001), 该指标可以检验提取结果是否保持了原有形状。经计算轮廓恢复前后目标提取结果的形状一致性分别为 8.80% 和 3.85%, 由此可见, 经过轮廓恢复, 目标提取结果的形状与实际形状之间的差别进一步缩小, 满足后续目标形状特征分析的精度要求。

5 结论与讨论

本文以具有典型形状特征的操场为例, 探讨了形状特征在人工目标识别及其轮廓恢复方面的应用, 初步取得了较好的结果。研究结果表明:

(1) 因为人工目标相对于自然背景一般具有规则的形状, 所以利用形状特征实现对目标的自动识别是切实可行的。

(2) 地物的初始提取结果受图像分割效果的影响较大, 由于阴影及目标自身材料差异等原因的影响, 分割后常会产生地物轮廓失真的现象。利用形状驱动的主动轮廓模型可较好地解决这一问题, 为目标特征分析等后续步骤提供精度保证。

(3) 在利用形状驱动的主动轮廓模型对初始提

取结果进行轮廓恢复时, 关键问题是先验形状的决定。实际上, 因为操场通常是根据一定的建筑规程设计的, 故该实验确定的先验形状适用于其他操场目标。

(4) 轮廓恢复时, 将目标初始提取结果作为初始主动轮廓, 平均形状与目标初始提取结果间的配准参数作为初始先验形状的位置参数, 可将两个初始轮廓快速套合到目标上, 从而提高迭代速度。

同时, 本文还存在一些有待进一步研究的问题:

(1) 在本文提出的识别模式下, 主动轮廓模型应用于初始提取结果的二值图像, 所以仅利用基于 Mumford-Shah 模型的先验形状与目标配准的方法, 并以收敛后的先验形状作为轮廓恢复结果一般即可达到较好的效果。若进一步简化 Bresson 的模型, 构造仅利用灰度和形状的主动轮廓模型, 可进一步提高算法的效率和鲁棒性。

(2) 在以后的工作中, 可建立飞机、船舶、油罐等这类具有较为一致形状的地物的形状特征库, 统计其形状变化模式, 形状恢复时可以直接在特征库中调用其形状统计特征, 这将大大提高轮廓恢复的效率。

参考文献

- [1] Bresson X, Vandergheynst P, Thiran J. A variational model for object segmentation using boundary information and shape prior driven by the mumford-shah functional[J]. International Journal of Computer Vision, 2006, 68(2): 145-162.
- [2] Caselles V, Catta F, Coll T. A geometric for active contours in image processing[J]. Numeric Math, 1993, 66(1): 1-31.
- [3] Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic active contour[J]. International Journal of Computer Vision, 1999, 22(1): 61-79.
- [4] Cootes T, Taylor C, Cooper D, Graham J. Active shape models their training and application[J]. Computer Vision and Image Understanding, 1995, 61(1): 38-59.
- [5] Kass M, Witkin A, TerzoPoulos D. Snakes: Active contour models[J]. Interactional Journal of Computer Vision, 1988, 1(4): 321-331.
- [6] Leventon M, Grimson W, Faugeras O. Statistical shape influence in geodesic active contours[C]//IEEE International Conference of Computer Vision and Pattern Recognition, California; 316-323.
- [7] Mumford D, Shah J. Optimal approximations of piece wise smooth functions and associated variational problems[J]. Communications on Pure and Applied Mathematics, 1989, 42(1): 577-685.
- [8] 艾海舟, 武勃, 等(译), Sonka M, Hlavac V, Boyle R. 图像处理、分析与机器视觉[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2003.
- [9] 崔屹. 图像处理与分析——数学形态学方法与使用[M]. 北京: 科学出版社, 2000.
- [10] 黄海啸, 柯长青. 高分辨率遥感影像中操场跑道的自动提取[J]. 遥感信息, 2009(3): 19-29.
- [11] 乔程, 骆剑承, 等. 面向对象的高分辨率影像城市建筑物提取[J]. 地理与地理信息科学, 2008, 24(5): 39-39.
- [12] 林辉, 李际平, 摩登奎. QuickBird 卫星图像信息识别[J]. 中国图像图形学报, 2005, 10(10): 1504-1510.
- [13] 刘永学. 面向对象的两湖县标准农田遥感信息提取模式研究[D]. 南京: 南京大学, 2001.
- [14] 罗庆洲, 尹球, 匡定波. 光谱与形状特征相结合的道路提取方法研究[J]. 遥感技术与应用, 2007, 22(2): 339-344.
- [15] 汪闽, 骆剑承, 明冬萍. 高分辨率遥感影像上基于形状特征的船舶提取[J]. 武汉大学学报, 2005, 30(8): 685-688.
- [16] 张永生, 巩丹超, 等. 高分辨率遥感卫星应用——成像模型、处理算法及应用技术[M]. 北京: 科学出版社, 2004.
- [17] 赵俊娟, 尹京苑, 单新建. 基于形状特征的高分辨率遥感影像目标分割[J]. 测绘通报, 2005(1): 10-13.
- [18] 周成虎, 骆剑承, 等. 高分辨率卫星影像地学计算[M]. 北京: 科学出版社, 2009.