

# 自然背景下人工目标的检测与分割

马兆勉 陶纯堪

(南京理工大学电光学院 南京 210094)

**提要** 在分水岭分割算法的基础上,提出基于模糊逻辑理论的集水盆合并方法,对自然背景下人工目标的检测与分割以及自然背景的抑制与消除进行了探讨和研究。

**关键词** 边缘检测,图像分割,分水岭算法,背景抑制,模糊逻辑

## 1 引 言

自然背景下的人工目标的检测与分割,一直是图像处理和模式识别研究的重点。由于目标物体的复杂性,以及自然景物、光照、阴影等的影响,很难对物体进行有效的分割。一般的边缘检测方法,如 Canny, Shen Jun<sup>[1,2]</sup>等提出的最优化滤波器,虽然比较好地解决了噪声的滤除与边缘的定位和响应问题,但对于自然背景的抑制和消除,却不能取得令人满意的效果。由于光照、目标运动以及图像色度等因素造成物体与背景的边界模糊,即边缘的不连续性,也使得一些基于边界特征的图像分割方法,如区域增长,变得非常困难,难以获得满意的效果。另外,人工目标通常具有多灰度的特征,使得根据图像灰度直方图特征进行分割的方法在实际应用中也缺乏稳健性。

分水岭(Watersheds)算法<sup>[3~6]</sup>是近几年来发展起来的一种数学形态学分割方法,其基本思想来自于测地学上的测线重构。S. Beucher 和 Lantuejoul 最早提出应用分水岭算法进行图像分割,并提出了分水岭算法的模拟浸入实现过程。L. Vincent 和 P. Soille<sup>[5]</sup>提出的应用先进先出(FIFO)结构的分水岭计算法,使得分水岭算法变得快速可行。分水岭算法对微弱边缘是敏感的,而且可以保证分割边缘的封闭性和连续性,为进行图像区域特征分析提供了可能。本文针对自然背景下人工目标检测的具体特点,提出了基于分水岭分割和模糊逻辑理论的模糊集水盆合并方法,对自然背景下人工目标的检测和分割以及自然背景的抑制和消除进行了探讨和研究。

## 2 分水岭算法的概念及实现方法

分水岭分割方法,是一种基于拓扑理论的数学形态学的分割方法,其基本思想是把图像看作是测地学上的拓扑地貌,图像中每一点像素的灰度值表示该点的海拔高度,每一个局部极小值及其影响区域称为集水盆,而集水盆的边界则形成分水岭。分水岭的概念和形成可以通过

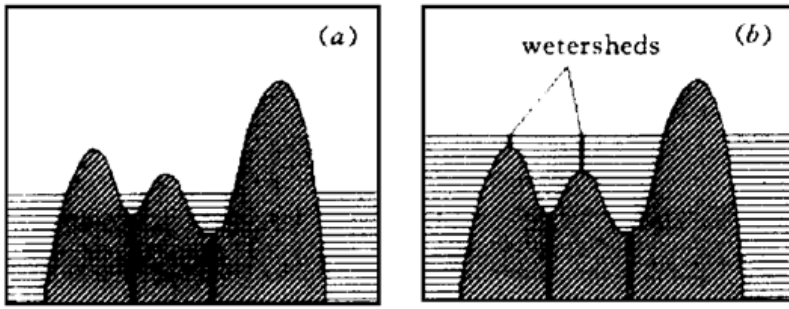


图 1 分水岭模拟浸入的实现过程

Fig. 1 Watersheds and immersion process analogy

模拟浸入过程来说明,图 1 中演示了一维分水岭的形成与模拟浸入实现过程。在每一个局部极小值表面,刺穿一个小孔,然后把整个模型慢慢浸入水中,随着浸入的加深,每一个局部极小值的影响域慢慢向外扩展,在两个集水盆汇合处构筑大坝,即形成分水岭。

分水岭变换可以简单表示为

$$G(x, y) = WS\{g(x, y)\} \quad (1)$$

这里,  $g(x, y)$  表示输入图像,  $WS\{\cdot\}$  表示分水岭变换,  $G(x, y)$  为分水岭变换所得到的结果。

分水岭的计算过程是一个迭代标注过程。分水岭比较经典的计算方法是 L. Vincent 提出的<sup>[5]</sup>。在该算法中,分水岭计算分两个步骤,一个是排序过程,一个是淹没过程。首先对每个像素的灰度级进行从低到高排序,然后在从低到高实现淹没过程中,对每一个局部极小值在  $h$  阶高度的影响域采用先进先出(FIFO)结构进行判断及标注。详细的计算过程可参考文献[5]。

分水岭变换得到的是输入图像的集水盆图像,集水盆之间的边界点,即为分水岭。显然,分水岭表示的是输入图像极大值点。因此,为得到图像的边缘信息,通常把梯度图像作为输入图像,即

$$g(x, y) = \text{grad}\{f(x, y)\} = \sqrt{[f(x, y) - f(x - 1, y)]^2 + [f(x, y) - f(x, y - 1)]^2} \quad (2)$$

式中,  $f(x, y)$  表示原始图像,  $\text{grad}\{\cdot\}$  表示梯度运算。

分水岭算法对微弱边缘具有良好的响应,图像中的噪声、物体表面细微的灰度变化,都会产生过度分割的现象。但同时应当看出,分水岭算法对微弱边缘具有良好的响应,是得到封闭连续边缘的保证的。另外,分水岭算法所得到的封闭的集水盆,为分析图像的区域特征提供了可能。

为消除分水岭算法产生的过度分割,通常可以采用两种处理方法,一是利用先验知识去除无关边缘信息。二是修改梯度函数使得集水盆只响应想要探测的目标。

### 3 图像曲面法向特征及边缘模型

为降低分水岭算法产生的过度分割,通常要对梯度函数进行修改,一个简单的方法是对梯度图像进行阈值处理,以消除灰度的微小变化产生的过度分割。即

$$g(x, y) = \max(\text{grad}\{f(x, y)\}, g_0) \quad (3)$$

式中,  $g_0$  表示阈值。

但是,通常图像中含有微弱的边缘,由于微弱边缘和所要去除的图像中细微的灰度变化的数值差别不是特别明显,因此在实际应用中选取合适的阈值比较困难。为提高对微弱边缘的响应,同时又降低噪声和细微灰度变化产生的过度分割,我们采用图像曲面法向特征边缘模型,代替传统的梯度特征边缘模型。

如图 2(a) 所示,  $A, B, C$  为图像空间不在同一条直线上的相邻三点,则  $A$  点的法向矢量

可由  $A, B, C$  三点确定的平面的法向量近似表示为

$$\vec{n}_A = \vec{AB} \times \vec{AC} \tag{4}$$

$P_1, P_2$  为图像空间相邻两点(图 2(b)), 则  $P_1$  与  $P_2$  法向量的夹角

$$\alpha = \arccos(\vec{n}_{P_1} \cdot \vec{n}_{P_2}) \tag{5}$$

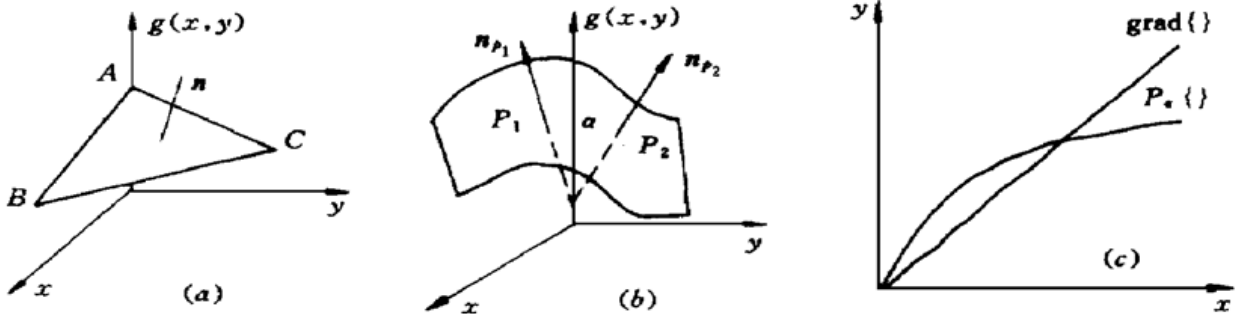


图 2 表面法向特征及边缘模型

Fig.2 Edge model of surface normal vector

显然,  $P_1$  与  $P_2$  的法向量夹角, 反映了  $P_1$  与  $P_2$  之间的梯度变化。图像中灰度变化越大的地方, 法向量夹角越大; 反之, 法向量夹角越小。与梯度算法相比, 由图 2(c) 可以看出, 由于采用了反余弦处理, 对微弱边缘进行了增强, 同时为阈值的选取提供了比较大的选择区间。

在分水岭算法中, 采用法向边缘模型, 则输入图像可以表示为

$$P_{in} = \max(P_{\alpha}, \alpha_0) \tag{6}$$

式中,  $P_{\alpha}$  表示采用法向量夹角表示的特征图像。

### 4 集水盆合并和背景抑制

采用图像曲面法向特征作为输入图像, 虽然可以消除图像中一些微弱灰度变化引起的过度分割, 但不能完全消除复杂的自然背景对目标检测的影响; 为消除和降低自然背景对待检目标的影响, 还需要应用一些已知的知识对分水岭变换得到的集水盆图像进行处理。

自然背景下的人工目标图像, 通常具有以下特点: (1) 人工目标通常有较平滑表面构成, 与自然背景相比, 具有较简单的结构特征和较大的尺度; (2) 人工目标与自然背景之间, 在统计特征上存在较大的差异, 而物体各部分之间, 存在一种相似关系。

由于目标的多样性和复杂性, 我们很难给出一个确切的定义来描述什么是所要检测的物体, 什么是所要消除的背景。换句话说, 只能对待识别目标给出一种模糊的描述, 即物体各部分之间应存在一种模糊的连续性<sup>[7]</sup>。这种物体图像各部分之间的模糊连续性可以用模糊逻辑中的模糊成员函数来表达。

设  $c, d$  为  $\xi$  空间两点, 则  $c, d$  在空间上的毗邻度可以表示为

$$\mu_{\omega}(c, d) = \begin{cases} \frac{1}{1 + k_1 \sqrt{\sum_{i=1}^n (c_i - d_i)^2}} & \text{当 } \sum_{i=1}^n |c_i - d_i| \leq n \\ 0 & \text{其他情况} \end{cases} \tag{7}$$

式中,  $k_1$  为非负常数。

而空间相似度函数可表示为

$$\mu_{\xi}(c, d) = \frac{\mu_{\omega}(c, d)}{1 + k_2 |f(c) - f(d)|} \tag{8}$$

式中,  $k_2$  为非负常数,  $f(c), f(d)$  表示  $c, d$  点的灰度值。

为了进行集水盆合并以消除分水岭算法产生的过度分割, 类似以上方法, 我们构造集水盆的模糊相似性函数。

设  $B_1, B_2$  为两相邻的集水盆,  $F_{B_1}, F_{B_2}$  分别为  $B_1, B_2$  的某一特征(均值、方差或其他特征), 则  $B_1, B_2$  属于同一区域的模糊成员函数可以表示为

$$\mu_{\xi}(B_1, B_2) = \frac{1}{1 + k \|F_{B_1} - F_{B_2}\|} \tag{9}$$

$k$  为非负常数。

显然,  $F_{B_1}, F_{B_2}$  差别越小,  $\mu_{\omega}$  越接近于 1, 而  $B_1, B_2$  的模糊隶属函数可以表示为

$$\mu_{\omega} = \begin{cases} 1 & \mu_{\xi}(B_1, B_2) > \mu_0 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \tag{10}$$

式中,  $\mu_0$  为给定阈值。

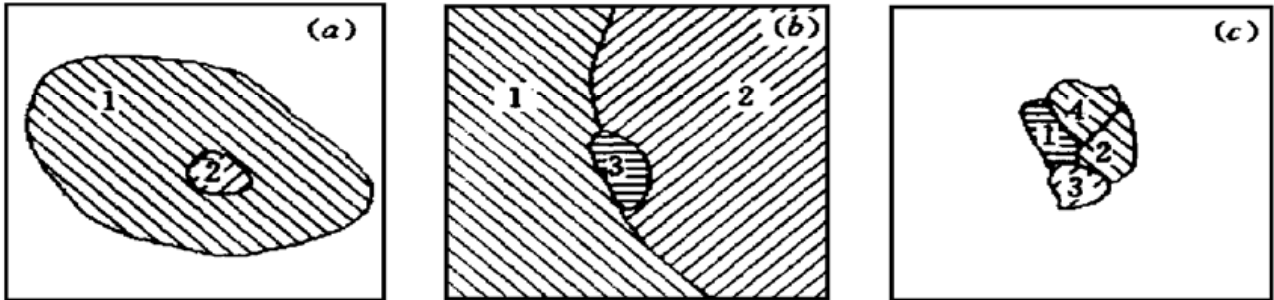


图 3 小集水盆分布的三种情况

Fig. 3 The distributing types of small catchment basins

针对自然背景下人工目标检测的具体特点, 为消除背景和目标的细小结构产生的过度分割, 我们通常只对尺度比较小的集水盆进行合并。小集水盆的分布通常有三种类型(如图 3 所示):

1) 小集水盆包含在大集水盆之中。通常发生在目标的一个构成平面上含有细小结构或者大面积背景(如天空)中含有小物体的情况下;

2) 小集水盆位于大集水盆交界处。通常发生在目标大构成平面之间有细小结构的情况下或物体与大面积背景之间有细小结构;

3) 小集水盆与小集水盆相连, 通常发生在复杂背景的情况下。

针对以上三种情况, 我们给出相应的集水盆合并的规则:

1) 对于包含在大集水盆之中的小区域, 可以用大区域的标注值代替小区域的标注值;

2) 对于第二种情况, 可以用与小区域灰度统计特征最接近的大区域的标注值代替小区域的标注值;

3) 第三种情况, 为消除过度分割, 可以把这种小区域都标定为一个特定的数值。

经过以上三种不同方法的处理, 分水岭算法产生的过度分割就可以得到比较好的抑制, 图像中的复杂背景纹理就可以得到抑制和消除。

## 5 实验结构分析及结论

应用上述基于分水岭算法的集水盆合并规则, 分别对空中和地面等不同背景下的人工目标图像进行了实验。实验结果如图 4, 图 5 所示。图 4 是空中目标的检测, 这一类图像通常具有比较简单的背景(主要是云彩或其他小目标), 但由于光照和阴影以及目标运动的影响, 目标

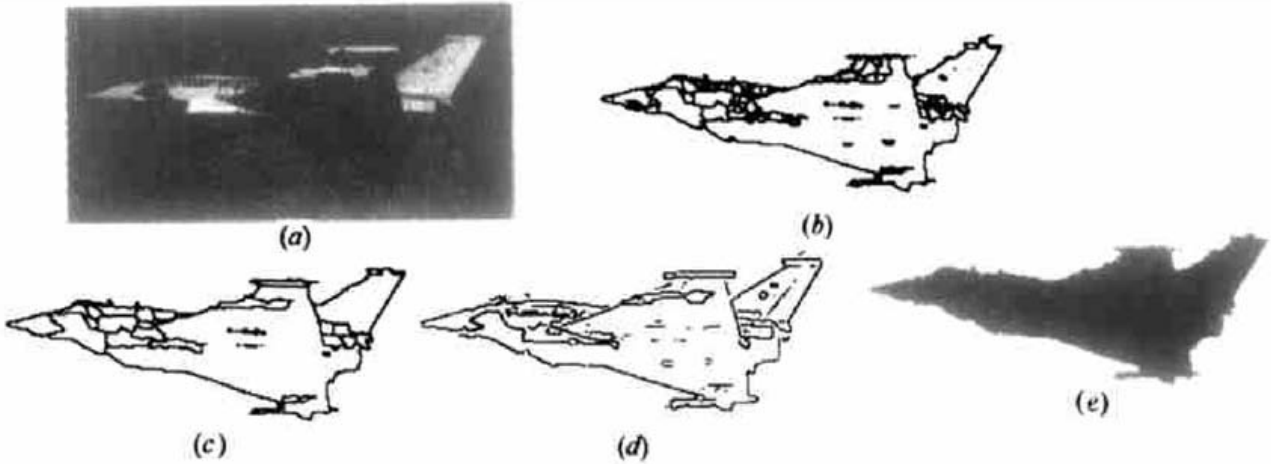


图 4 空中目标的分水岭分割和集水盆合并  
(a) 原始图像; (b) 分水岭分割图像; (c) 集水盆合并处理结果;  
(d) 采用 Canny 算法检测到的边缘; (e) 空中目标的分割结果

Fig. 4 Watershed segmentation and catchment basin amalgamation of air target

(a) Original image; (b) Watersheds of original image; (c) Small catchment basins amalgamation;  
(d) Edges detected by Canny algorithm; (e) Final result of target segmentation

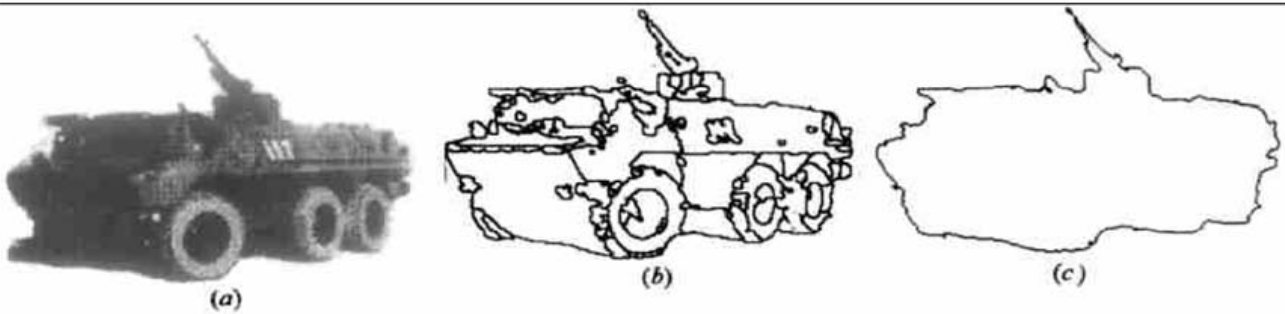


图 5 地面目标的检测和边界检测

(a) 地面目标图像; (b) 分水岭分割及集水盆合并处理结果; (c) 分割出的地面目标轮廓

Fig. 5 Boundary detection of artificial target on the ground

(a) Artificial target on the ground; (b) Watershed segmentation and catchment basins amalgamation;  
(c) Contour of artificial target

和背景之间存在模糊边界, 影响目标边缘检测的连续性。为对比起见, 图 4(d) 给出了采用 Canny 算法检测的边缘图像(阈值为 10), 可以明显看出, 与 Canny 算法相比, 应用分水岭分割和集水盆模糊合并方法, 可以提高对微弱边缘的响应, 同时保证目标边缘的连续性, 为对人工目标进行标注提供了可能, 图 4(e) 给出了人工目标的二值标注图像。图 5 是自然背景下地面目标的处理结果, 由图 5(b) 可以看出, 采用图像曲面法向边缘模型, 可以比较好地抑制和消除自然背景对目标检测的影响, 图 5(c) 给出了分割出的人工目标的轮廓图像。

总之, 分水岭算法以及我们提出的集水盆合并处理方法, 可以比较好地解决目标物体的分

割和背景的抑制与消除问题,在多种自然背景下具有比较好的稳定性。虽然与其他最优化滤波器方法相比,该方法还存在一定的边缘定位精度误差,但对于某些应用领域,如光学模式识别领域,该方法可以比较好地解决物体轮廓的检测问题。结合其他特征分析方法,有可能最终实现目标物体与背景的分割,实现模式识别和计算机视觉的实用化。

### 参 考 文 献

- 1 J. Canny. A computational approach to edge detection. *IEEE Trans.*, 1986, **PAMI-8**(6): 679~ 698
- 2 J. Shen, S. Castan. An optimal linear operator for step edge detection. *C. V. G. I. P.: Graphical Model and Image Process*, 1992, **54**(2): 112~ 133
- 3 L. Shafarenko, M. Petrou *et al.*. Automatic watershed segmentation of randomly textured color images. *IEEE Trans. Image Processing*, 1997, **6**(11): 1530~ 1543
- 4 A. N. Moga, M. Gabbouj. Parallel image component labeling with watershed transformation. *IEEE Trans.*, 1997, **PAMI-19**(5): 441~ 450
- 5 L. Vincent, P. Soille. Watersheds in digital spaces: an efficient algorithm based on immersion simulation. *IEEE Trans.*, 1991, **PAMI-13**(12): 583~ 598
- 6 L. Najman, M. Schmitt. Geodesic saliency of watershed contours and hierarchical segmentation. *IEEE Trans.*, 1996, **PAMI-18**(12): 1163~ 1173
- 7 J. K. Udupa, S. Samarasekera. Fuzzy connected and object definition: theory, algorithms, and applications in image segmentation. *Graphical Models and Image Processing*, 1996, **58**(3): 246~ 261

## Artificial Object Detection in Natural Background

Ma Zhaomian Tao Chunkan

(Department of Electronic & Optics, Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210094)

**Abstract** In this paper, an algorithm based on watersheds algorithm and fuzzy logical catchment basins incorporation is proposed and applied to artificial object segmentation and natural background suppression and elimination.

**Key words** edge detection, image segmentation, watersheds, background elimination, fuzzy logic