

基于形态学梯度重构和标记提取的分水岭图像分割

王宇¹⁾ 陈殿仁¹⁾ 沈美丽²⁾ 吴戈¹⁾

¹⁾(长春理工大学电子信息工程学院, 长春 130022) ²⁾(青岛理工大学理学院, 青岛 266033)

摘要 为了解决传统分水岭算法的过分割问题,提出一种使用形态学梯度重构和标记提取技术进行图像预处理的分水岭图像分割方法。该方法基于多尺度概念,进行梯度重构时采用了不同尺寸的结构元素,在对重构后的各梯度图像的区域极小值进行标记后,将各标记点的并集作为最终标记图像,用其修改梯度图像,然后进行分水岭变换,实现图像的区域分割。实验结果表明,该方法既能有效解决分水岭算法的过分割问题,又保留了各尺度下的重要目标,并且可以根据图像特点和具体的分割要求,调整分割过程中所选参数,得到满意的图像分割效果。

关键词 图像分割 分水岭算法 形态学梯度 形态学重构 标记提取

中图分类号:TP391.41 文献标识码:A 文章编号:1006-8961(2008)11-2176-05

Watershed Segmentation Based on Morphological Gradient Reconstruction and Marker Extraction

WANG Yu¹⁾, CHEN Dian-ren¹⁾, SHEN Mei-li²⁾, WU Ge¹⁾

¹⁾(School of Electronic & Information Engineering, Changchun University of Science & Technology, Changchun 130022)

²⁾(School of Science, Qingdao Technological University, Qingdao 266033)

Abstract A watershed segmentation method combining multi-scale morphological gradient reconstruction with marker extraction is proposed. Considering the idea of multi-scale, this method employs different sizes of structure elements to reconstruct morphological gradient image and extracts markers of regional minima from each gradient image by using thresholds. The union set of a series of marker images is regarded as the final marker image. Then the markers are used to modify morphological gradient image. Finally, the watershed transformation of the marker-modified gradient image is performed to achieve the regional segmentation of the image. Experimental results show that this method can effectively avoid over-segmentation of watershed algorithm and maintain important objects at different scales. Furthermore, better segmentation results can be achieved by adjusting the chosen parameters during segmentation process according to the features of the image and specific requirements.

Keywords image segmentation, watershed algorithm, morphological gradient, morphological reconstruction, marker extraction

1 引言

基于数学形态学的分水岭算法是新发展起来的一种图像分割方法,它来自于测地学上的测线重构,Beucher等人最早提出将其应用于图像分割。基于分水岭变换的图像分割的主要目标是找出分水线。具有代表性的一种分水岭算法是基于浸没模拟^[1]。

Luc Vincent和Pierre Soille提出的算法是采用模拟浸没过程来实现分水岭变换的典型^[2],其包括排序和淹没两个过程,该算法利用了先进先出(first input first output, FIFO)数据结构,提高了算法效率。

分水岭算法具有较强的抑制噪声能力,可以得到单像素宽的、连通的、封闭的及位置准确的轮廓。但是,由于图像中的非规则灰度扰动和噪声等原因,直接运用分水岭算法进行图像分割时,通常会产生

收稿日期:2007-02-01; 改回日期:2007-05-31

第一作者简介:王宇(1974~),女,长春理工大学物理电子学专业博士研究生。主要研究方向为数字图像处理、目标识别。
E-mail: wangyulfy@sina.com

过度分割的现象。如何克服这种过度分割一直是研究的重点。许多文献都提出了相应的方法^[3-7]。通常克服过分割可以从两方面考虑:一是在分水岭算法之前,通过相应方法进行预处理,从而有效抑制噪声引起的过分割;另外可以在分水岭算法之后,通过一定的合并准则将相邻区域进行合并。文献[3]、[4]采用了多尺度的形态学分割技术,利用了该技术的优点,分割效果比传统分水岭算法有了一定的改善。文献[5~7]采用了预处理和区域合并相结合的方法,能够减少分水岭变换的过分割问题,但是分割之后又采用区域合并,使分割过程变得复杂化。

本文借鉴了多尺度形态学分割的思想,着眼于分割之前的预处理过程,提出一种将多尺度形态学梯度重构和标记提取结合使用的分水岭图像分割方法。实验结果表明,这种方法比单纯采用形态学梯度重构方法更能有效解决分水岭算法的过分割问题,得到较好的图像分割效果,并且没有区域合并的后续过程,方法简便。另外,可以根据图像特点和具体的分割要求,调整分割过程中所选参数,得到不同的图像分割效果,具有一定的灵活性。

2 形态学梯度重构

2.1 形态学梯度

分水岭分割方法通常针对图像的梯度。为了便于提取区域极值,通常先对图像进行对比度增强,以突出图像中的明暗变化。形态学梯度使输入图像中灰度级的跃变更为急剧,对于图像 $f(x, y)$, 结构元素 $b(x, y)$, 形态学梯度 $g(x, y)$ 为

$$g(x, y) = f(x, y) \oplus b(x, y) - f(x, y) \ominus b(x, y) \quad (1)$$

\oplus 和 \ominus 分别表示灰度形态学膨胀和腐蚀运算。如果选用对称结构元素,所得到的形态学梯度对边缘方向性的依赖更小,本文中采用圆盘状“disk”结构元素,圆盘状结构元素具有各向同性,可消除梯度对边缘方向的依赖性。

2.2 形态学重构

对于形态学梯度图像,噪声和细节依然存在,如果直接进行标准分水岭分割,仍然会出现过分割现象。为此,采用形态学开闭重构运算对梯度图像进行重构,细密纹理和噪声引起的局部极值被剔除,而物体显著轮廓却在重构过程中得以恢复,使图像在简化的同时保持主要对象的形状信息。

形态学开重构和闭重构运算是建立在测地学膨

胀和腐蚀的基础上的。对于图像 $f(x, y)$ 、参考图像 $\rho(x, y)$ 和结构元素 B , 其测地学膨胀定义为

$$\begin{cases} \delta_B^1(f, \rho) = \min(f \oplus B, \rho) \\ \delta_B^i(f, \rho) = \min(\delta_B^{(i-1)}(f, \rho) \oplus B, \rho) \quad i = 1, 2, 3, \dots \end{cases} \quad (2)$$

测地学腐蚀定义为

$$\begin{cases} \ell_B^1(f, \rho) = \max(f \ominus B, \rho) \\ \ell_B^i(f, \rho) = \max(\ell_B^{(i-1)}(f, \rho) \ominus B, \rho) \quad i = 1, 2, 3, \dots \end{cases} \quad (3)$$

测地学膨胀和腐蚀运算均为迭代运算,这种迭代过程理论上可以无限次地进行,但在实际应用中当 $\delta_B^n(f, \rho) = \delta_B^{(n-1)}(f, \rho)$ 时,迭代过程终止。这一稳定的输出被称为膨胀重构 $\delta^{(\text{rec})}(f, \rho)$, 即

$$\delta^{(\text{rec})}(f, \rho) = \delta_B^n(f, \rho) \quad (4)$$

同样,腐蚀重构 $\ell^{(\text{rec})}(f, \rho)$ 记作:

$$\ell^{(\text{rec})}(f, \rho) = \ell_B^n(f, \rho) \quad (5)$$

基于上述运算,形态学开重构 $f \circ B$ 和闭重构 $f \bar{\circ} B$ 分别定义如下:

$$f \circ B = \delta^{(\text{rec})}(f \circ B, f) \quad (6)$$

$$f \bar{\circ} B = \ell^{(\text{rec})}(f \bar{\circ} B, f) \quad (7)$$

式中, \circ 和 $\bar{\circ}$ 分别为形态学开和闭运算。形态学开重构是在开运算基础上增加了重构过程,形态学闭重构是在闭运算基础上增加了重构过程。重构过程可恢复图像中那些没有完全被开(闭)运算所滤除的组件的边界,即形态学开闭重构运算在图像的平滑过程中,要么完全去除比结构元素小的高灰度和低灰度区域细节,要么完全保留这些细节,并且重构过程中不会产生新边界和边界偏移。如将形态学开和闭重构运算结合,就可达到同时消除梯度图像中明、暗细节的目的,使区域极大值和极小值都得到修正,减少和消除了因细节和噪声干扰造成的分水岭位置偏移和因局部极小值过多造成的分水岭过分割现象^[4]。

形态学开闭重构运算 $OC_B^{(\text{rec})}$ 定义为先进行开重构再进行闭重构运算,即

$$OC_B^{(\text{rec})} = (f \circ B) \bar{\circ} B \quad (8)$$

形态学开闭重构的性能与结构元素的尺寸密切相关,大的结构尺寸可能会将小而重要的物体完全删除,无法重构;相反,小的结构尺寸无法对大而复杂的物体进行足够的简化,从而导致过分割。为了

弥补单一尺寸的结构元素的缺点,本文将采用不同尺寸的结构元素,对形态学梯度图像进行开闭重构运算,即多尺度形态学梯度重构。选用的结构元素是半径为 r 的“disk”结构元素,此时的形态学开闭重构运算记为 $OC_{B,r}^{(rec)}$ 。

3 标记提取

经过形态学开闭重构的梯度图像,虽然消除了大部分的区域极值和噪声,但还会存在一些与感兴趣目标无关的极小值点,它们会导致感兴趣目标被分割为许多无意义的细小区域。如果在进行分水岭变换之前能得到属于感兴趣目标的点,用这些点来抑制与感兴趣目标无关的极小值点,就可以有效地避免过分割现象。

本文采用阈值法对经过形态学梯度重构的图像进行标记提取,获取属于感兴趣目标的点。首先检测梯度图像中所有局部极小值点,判断每个极小值点是否大于指定阈值,将大于指定阈值的点标记出来。经过上述处理,将得到 1 幅二值图像,该图像的前景像素标记了在阈值为 t (t 为非负整数) 时的深局部最小值位置,即

$$g_{r,t}^{\text{bin}}(x,y) = \begin{cases} 1 & OC_{B,r}^{(rec)}(x,y) > t \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

对每个采用不同尺寸的结构元素进行形态学梯度重构的图像,分别求出其在指定阈值下的深局部极小值的二值标记图像,然后按式(10)计算得到最终的极小值点标记图像,这样,可将不同尺寸的结构元素对图像的影响结合起来,既保证不同尺寸的重要物体可以被提取,又能将部分相关联的极小值区域连通起来,起到抑制过分割的作用。

$$g_t^{\text{bin}} = g_{1,t}^{\text{bin}} \cup g_{2,t}^{\text{bin}} \cup \dots \cup g_{m,t}^{\text{bin}} \quad (10)$$

式中, m 代表进行多尺度形态学梯度重构时所采用的结构元素的最大半径。

以 g_t^{bin} 中保留的极小值点作为标记点来修改梯度图像,以便局部最小区域仅出现在标记的位置,其他像素灰度值将按需要“上推”,以便删除其他的局部最小区域^[8];最后,对修改的梯度图像进行分水岭变换。

4 方法描述和实验分析

根据以上分析,本文所采取的图像分割过程可描述为

首先对原始图像进行平滑预处理,本文采用高斯滤波,计算图像的形态学梯度;接着对梯度图像分别进行不同尺度的形态学开闭重构;然后对重构后的各梯度图像分别进行标记提取,并将各标记点的并集作为最终的极小值点标记图像,用其修改梯度图像;最后对修改的梯度图像进行标准分水岭变换,实现图像分割。

为了验证所述方法的分割性能,对“cameraman”图像进行了图像分割实验,分割结果如图 1 所示。

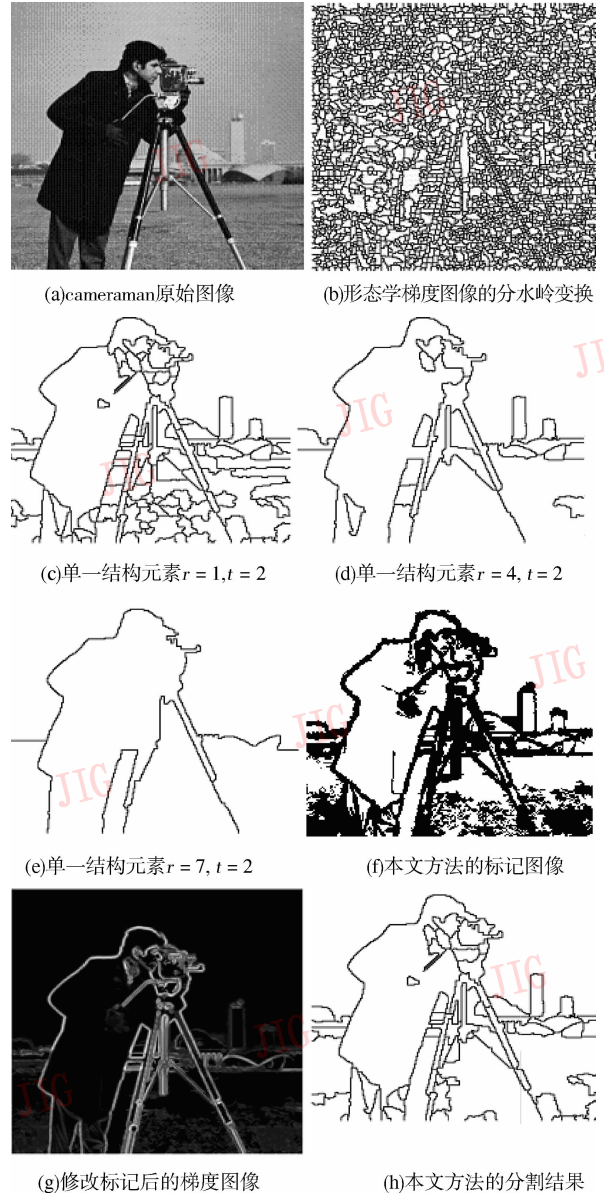


图 1 “cameraman” 图像分割结果

Fig. 1 Segmentation results of “cameraman”

首先,对原始图像高斯滤波后,采用半径为 1 的圆盘状结构元素计算原始图像的形态学梯度,小的

结构元素可以保证边界不混淆,有较高的分辨率。如果直接对形态学梯度图像进行分水岭变换,会产生严重的过分割现象,分割结果如图 1(b)所示。接下来对梯度图像进行形态学开闭重构和标记提取。图 1(c)、图 1(d)、图 1(e)是对采用单一结构元素的形态学梯度重构图像进行标记提取,然后再进行分水岭变换的结果。从分割结果可以看出,随着结构元素的尺寸增加,图像分割出来的区域个数减少,但是一些比结构元素小但重要的物体特征也被删除了。图 1(f)、图 1(g)、图 1(h)为采用本文方法进行分割的过程,分割时所采用的参数为 $m = 7, t = 2$ 。图 1(f)为根据式(10)得到的极小值点标记图像,然后对梯度图像进行修改,使局部最小区域仅出现在标记位置,其他像素灰度值按需要“上推”,图 1(g)为修改后的梯度图像,然后再进行分水岭变换,图 1(h)为最终分割结果。由于综合考虑了各尺寸的结构元素对图像的影响,所以分割结果既保留了小而重要的物体,如相机的各部分轮廓和人物的手部等,另一方面,也合并了部分类似的区域,如人物所在的地面。从实验结果可以看出,图像分割质量有了明显的改善。

本文方法在实验过程中涉及到两个参数的选取,它们是对梯度图像进行形态学开闭重构运算时所采用的结构元素半径 m 和标记过程中的指定阈值 t 。如果分割过程中选用的参数不同,分割结果也有很大不同。这两个参数的选取将影响图像分割的区域个数和分割细节,两个参数取值越小,被形态学开闭重构运算滤除的小于结构元素的细小成分越少,在标记过程中标记出的大于阈值的极小值越多,所以图像分割出的区域数目越多,分割出的细节越多。图 2 为采用本文方法,但分割过程中选用不同参数对“cameraman”图像进行分割的结果。在实验过程中,参数的选取、分割区域个数及完成整个分割过程所用的时间数据见表 1。

表 1 选用不同参数的分割实验数据对比

Tab.1 Comparison of segmentation results

分割结果	参数选取		分割区域个数	所用时间(s)
	m	t		
图 2(a)	7	1	96	3.53
图 2(b)	2	1	137	0.92
图 2(c)	7	5	50	3.50
图 2(d)	2	5	65	0.93

注:在 P4 1.8GHz 的 PC 机上所用的时间。

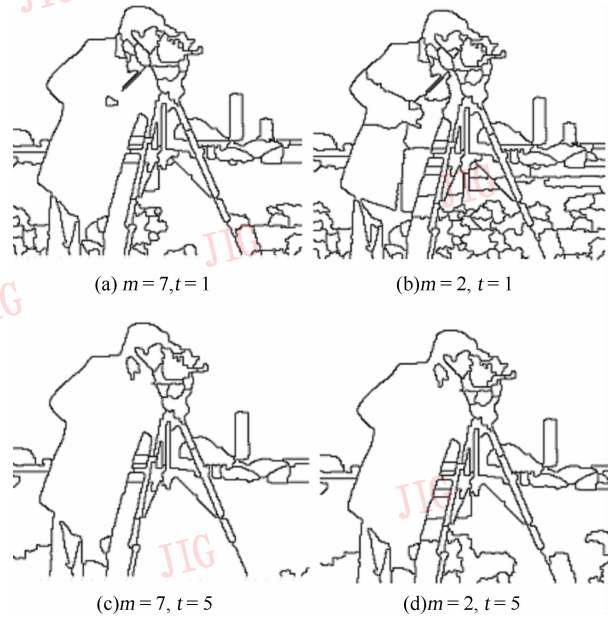


图 2 分割过程中选用不同参数的分割结果

Fig. 2 Segmentation results with different parameters

从图 2 和表 1 可以看出,分割过程中两个参数选取不同,对分割结果的影响很大。例如,图 2(c)与图 2(b)相比, m 、 t 取值较大,分割出的区域数目较少,一些不必要的分水线(如人物所在地面的分水线)被去掉了;但同时一些细节部分没有被分割出来,如人物的衣服下襟、右手、相机手柄,远处背景中右侧的那栋楼房等。由此可见,此种方法较灵活,在分割过程中可以根据图像特点和具体的分割要求,在分割的区域数目和要求的细节程度等方面有所考虑,调整所选参数,获得满意的分割效果。

另外,本方法完成分割所用的时间主要取决于多尺度形态学梯度重构的最大结构元素,即用不同尺寸结构元素进行梯度重构的次数越多,所用时间越多。这是因为基于数学形态学的滤波方法的最大缺陷就是运算量较大,但是由于一般的图像分割都不会要求把较大尺寸的目标滤除,所以利用本方法进行分割时所用到的结构元素的最大尺寸不会太大,并且随着计算机运算速度的提高,以及形态滤波本身所固有的可以并行运算的特点,本文方法仍是一种较好方法。

5 结 论

本文通过对现有分水岭算法的分析,将形态

学梯度重构和标记提取方法结合使用对图像预处理,再进行分水岭分割。这种方法将解决过分割问题时所采取的所有措施都放在分水岭分割之前的预处理中进行,分水岭变换之后没有区域合并操作,方法非常简便。同时,该方法基于多尺度概念,在进行梯度重构时采用了不同尺寸的结构元素,在对区域极小值进行标记时,综合考虑了各梯度图像中的区域极小值位置,既有效解决分水岭算法的过分割问题,又保留了各尺度下的重要目标。另外,可以根据图像特点和具体的分割要求,调整分割过程中所选参数,得到不同的图像分割效果,具有一定的灵活性。

参考文献 (References)

- 1 Rafael C, Gonzalez, Richard E Woods. Digital Image Processing (Second Edition), [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2003: 617 ~ 624.
- 2 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.
- 3 Mukhopadhyay S, Chanda B. Multiscale morphological segmentation of gray-scale images [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2003, **12** (5): 533 ~ 549.
- 4 Wang Xiao-peng, Luo Jin-wen. Watershed segmentation based on morphological gradient reconstruction [J]. Journal of Optoelectronics-Laser, 2005, **16**(1): 98 ~ 101. [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.]
- 5 Luo Ling, Xie Mei, Chen Shan. Watershed segmentation based on multi-scale morphological filtering [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2004, **16** (2): 168 ~ 173. [罗玲, 解梅, 陈杉. 基于多尺度形态滤波的分水岭图像分割方法 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2004, **16** (2): 168 ~ 173.]
- 6 Haris K, Efstratiadis S. Hybrid image segmentation using watersheds and fast region merging [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, **7**(12): 1684 ~ 1698.
- 7 Ma Li-hong, Zhang Yu, Deng Jian-ping. A target segmentation algorithm based on opening-closing binary marker on watersheds and texture merging [J]. Journal of Image and Graphics, 2003, **8**(1): 77 ~ 83. [马丽红, 张宇, 邓健平. 基于形态开闭滤波二值标记和纹理特征合并的分水岭算法 [J]. 中国图象图形学报, 2003, **8**(1): 77 ~ 83.]
- 8 Rafael C, Gonzalez, Richard E Woods, Steven L Eddins. Digital Image Processing Using MATLAB [M]. Translated by Ruan Qiu-qi. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2005: 315 ~ 319. [Rafael C. Gonzalez 等著. 数字图像处理 (MATLAB 版) [M]. 阮秋琦等译. 北京: 电子工业出版社, 2005: 315 ~ 319.]