

一种计算图象形态梯度的多尺度算法

卢官明

(南京邮电学院信息工程系, 南京 210003)

摘要 分水岭变换是一种非常适用于图象分割的形态算子,然而,基于分水岭变换的图象分割方法,其性能在很大程度上依赖于用来计算待分割图象梯度的算法.为了高效地进行分水岭变换,提出了一种计算图象形态梯度的多尺度算法,从而对阶跃边缘和“模糊”边缘进行了有效的处理.此外,还提出了一种去除因噪声或量化误差造成的局部“谷底”的算法.实验结果表明,图象采用本文算法处理后,再进行分水岭变换,即使不进行区域合并,也能产生有意义的分割,因而极大地减轻了计算负担.

关键词 形态梯度 分水岭 图象分割 数学形态学

中图法分类号: TP391.4 TN919.8 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2001)03-0214-05

A Multiscal Algorithm for Computing Morphological Gradient Images

LU Guan-ming

(Department of Information Engineering, Nanjing University of Posts & Telecommunications, Nanjing 210003)

Abstract Watershed transformation is a powerful morphological operator for image segmentation. It is performed on the gradient of the image to be segmented. Each minimum of the gradient leads to a region in the resulting segmentation. However, conventional gradient operators generally produce many local minima. Produced by noise and quantization error. Experimental result, which are caused by noise or quantization error. Hence, watershed transformation with a conventional gradient operator usually results in over-segmentation. To alleviate this problem, this paper presents a multiscale algorithm for computing morphological gradient images, with effective handling of both step and blurred edges. We also present an algorithm to eliminate the local minima produced by noise and quantization error. Experimental results demonstrate that the proposed algorithm can effectively enhance step and blurred edges and reduce the number of local minima. Watershed transformation with the proposed algorithm produces meaningful segmentations, even without a region-merging step. The proposed algorithm can significantly reduce the computational load of watershed-based image segmentation methods.

Keywords Morphological gradient, Watershed, Image segmentation, Mathematical morphology

0 引言

由于图象分割的目的是将一幅图象划分成若干个具有某种均匀一致性的区域,并尽可能精确地定位该区域的边缘,进而把人们“感兴趣的目标物”从复杂的场景中提取出来,以便作进一步的分析和处理.因此,图象分割是图象分析、图象理解以及视频编码前期处理的一个重要步骤.至今,人们已提出了

多种图象分割技术和算法^[1],其中,基于分水岭变换的图象分割方法具有计算负担轻、分割精度高的优点^[2].在这种分割方法中,通常是对待分割图象的形态梯度信号进行分水岭变换,即将梯度图象看成是假想的地形表面,而每个象素的梯度值则代表该点的海拔高度.因为一般待分割图象的边缘象素通常有较大的梯度值,故它对应于地表上的“分水岭线”;而每个区域的内部象素通常有较小的梯度值,故可对应于地表上的“集水盆地”.这种“分水岭线”即将梯度图象分割成若干个不同的“集水盆地”,这些“集

“水盆地”则分别对应于待分割图象中的均匀一致区域。由于分水岭变换的目的就是求出梯度图象的“分水岭线”,因此,基于分水岭变换的图象分割方法,其性能在很大程度上依赖于用来计算待分割图象梯度的算法。

但对基于分水岭变换的图象分割而言,由于传统的形态梯度算法^[2,3]有一个严重的缺点,即它们会受到噪声和量化误差的影响,在均匀一致的区域内部产生过多的局部“谷底”,而梯度图象的每个“谷底”在分水岭变换中将引入一个“集水盆地”,因此,这些梯度算子最终将导致“过分割”,即一个均匀一致的区域可能被分成多个区域,以致产生大量虚假的边缘,而无法确认哪些是真正的边缘。尽管解决这个问题一个简单方法是对梯度信号进行取阈值运算^[3,4]。然而,传统的梯度算子将使“模糊”边缘上象素的梯度值较小,即使边缘两边之间象素的灰度差较大,这样,通过取阈值运算后,就无法在去除因噪声或量化误差造成的局部“谷底”的同时,也能保留“模糊”边缘上的“谷底”;另一个解决方法是首先进行标记提取(也称特征提取),即标记感兴趣的区域,然后再对要分割图象的梯度图象使用分水岭变换,分割出已被“标记”的感兴趣区域^[2,3,5],但这种方法需要有关待分割对象和背景的先验知识,而且在进行分水岭变换后,通常还要执行区域合并或松弛标号等处理步骤,以进一步消除虚假边缘,因而这一过程的计算负担比分水岭变换本身还要重,因为太多的“集水盆地”需要合并,这就大大降低了整个分割过程的速度。

本文提出的基于形态算子的多尺度梯度算法,由于首先对“模糊”边缘进行了有效的增强,因而使得“模糊”边缘上象素的梯度值大于因噪声或量化误差引起的梯度值,然后再用形态重构等算法去除因噪声或量化误差造成的局部“谷底”,这样,即使不进行区域合并,也能产生有意义的分割,故极大地减轻了计算负担。

2 多尺度梯度算法

虽然许多梯度算子和边缘检测算法都建立在阶跃边缘模型之上^[6,7],然而,在自然图象中并不存在理想的阶跃边缘,即每一边缘都在不同程度上被“模糊”。本文将“模糊”边缘用斜坡边缘来建模,并将边缘两边之间的象素灰度差称为“边缘高度”。对于斜

坡边缘,由于传统梯度算子(如 Prewitt 梯度)的输出是边缘的斜率,因此,如果边缘的斜率不大,则不能用取阈值的方法来区分斜坡边缘与噪声或量化误差。为了说明量化误差的影响,图 1 示例了一个一维的例子,图中的斜坡边缘和阶跃边缘都已数字化。对分水岭变换来说,理想梯度算子的输出应等于输入的边缘高度,而不是边缘的斜率。

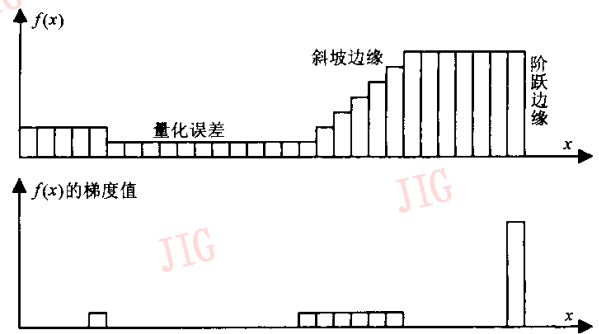


图 1 传统梯度算子的输出结果

在参考文献 2 [3] 中所用的形态梯度算子是

$$\alpha(f) = (f \oplus B) - (f \ominus B) \quad (1)$$

其中 \oplus 和 \ominus 分别表示膨胀和腐蚀运算, B 为结构元素。式(1)的梯度算子即称为单尺度形态梯度算子,其性能取决于结构元素 B 的大小,即如果 B 足够大,则对斜坡边缘来说,这个梯度算子的输出即等于边缘高度,可遗憾的是,大的结构元素会造成边缘间严重的相互影响,这将导致梯度极大值与边缘的不一致,然而,若结构元素过小,则梯度算子虽有高的空间分辨率,但对斜坡边缘会产生一个很小的输出结果。

为了利用大结构元素和小结构元素的各自优点,提出以下一种多尺度的形态梯度算法。设 $B_i (0 \leq i \leq n)$ 为一组正方形的结构元素, B_i 的大小为 $(2i+1) \times (2i+1)$ pixel, 则多尺度梯度定义为

$$MG(f) = 1/n \times \sum_{i=1}^n [(f \oplus B_i) - (f \ominus B_i)] \ominus B_{i-1} \quad (2)$$

对于阶跃边缘 $((f \oplus B_i) - (f \ominus B_i)) \ominus B_{i-1}$ 运算即产生一条与边缘重合的 2 个象素宽的直线,由于该直线的高度等于边缘高度,因此,在这种情形下,多尺度的形态梯度算子即相当于单尺度的形态梯度算子。在实践中,由于多尺度的形态梯度算子使用了取平均运算,所以抗噪声的能力更强。

对于斜坡边缘,用 h 和 w 分别表示边缘的高度和宽度(图 2),而 $((f \oplus B_i) - (f \ominus B_i)) \ominus B_{i-1}$ 运算

则产生一条对应于边缘的线. 当 $i < (w + 2)/4$ 时, 则该线为梯形; 当 $i \geq (w + 2)/4$ 时, 则该线为三角形. 梯形或三角形的底边宽度为 $w + 2$ 个像素, 梯形的高度为 $2ih/w$, 而三角形的高度为 $h(w + 2)/2w$, 且它们都大于边缘斜率 h/w . 如果 n 的取值足够大, 则 $MG(f)$ 的值近似等于 $h(w + 2)/2w$.

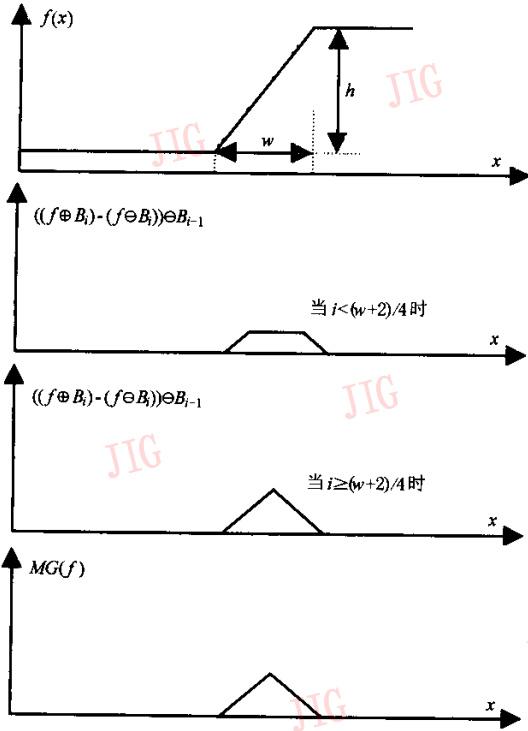


图2 多尺度梯度算法应用于斜坡边缘的结果

此外, 多尺度梯度算法有很强的抗边缘间相互影响的能力, 如对应于某一边缘梯度极大值的位置不会因其他边缘的存在而受到影响. 图3 示例了两对相邻阶跃边缘间的相互影响. 两个相邻边缘间的距离用 d 来表示, 当 $i < d/2$ 时, 则 $((f \oplus B_i) - (f \ominus B_i)) \ominus B_{i-1}$ 运算则产生与边缘一致的梯度极大值; 当 $i \geq d/2$ 时, 则 $((f \oplus B_i) - (f \ominus B_i)) \ominus B_{i-1}$ 运算的结果是在两个相邻梯度极大值之间的间隙用较小的极大值填充. 然后通过对所有 i 的 $((f \oplus B_i) - (f \ominus B_i)) \ominus B_{i-1}$ 值取平均值, 则 $MG(f)$ 在恰当的位置保持梯度极大值不变. 对于斜坡边缘间的相互影响, 情况与上述类似. 需要注意的是, 由于 B_1 的大小为 3×3 pixel, 所以两个相邻边缘间的距离 d 必须至少是 3 个 pixel. 如果 d 小于 3 个 pixel, 则在计算梯度之前, 应该像参考文献 6 那样, 对图象进行“过取样”(内插).

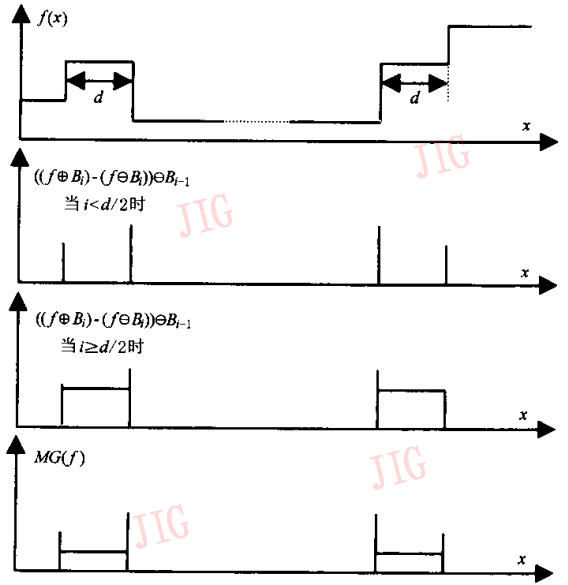


图3 边缘间的相互影响

式(2)中的结构元素可以是任意形状的, 只要满足关系 $B_0 \subseteq B_1 \subseteq \dots \subseteq B_n$ 就行. 为了减轻计算负担, 本文使用了一组正方形的平面结构元素.

3 去除小的局部“谷底”

这里, 小的局部“谷底”是指由少量像素数组成的或者邻近像素值差别很小的局部“谷底”. 由于梯度图象中的这类局部“谷底”通常是由噪声或量化误差造成的, 因此应将之去除.

由少量像素数组成的局部“谷底”可通过用 2×2 pixel 的结构元素 B_s 进行膨胀运算(用 $MG(f) \oplus B_s$ 表示)来去除. 为了消除邻近像素值差别很小的局部“谷底”, 可首先对膨胀运算后的梯度图象加上一个常数 h , 然后, 由 $(MG(f) \oplus B_s + h)$ 来重构 $MG(f)$, 以填平邻近像素值差别很小的局部“谷底”. 这样, 最后的梯度图象可表示为

$$\varphi^{(rec)}[(MG(f) \oplus B_s + h), MG(f)] \quad (3)$$

式中, $\varphi^{(rec)}$ 表示形态重构算子.

图4 是去除小的局部“谷底”过程的示意图. 图中的 $MG(f)$ 有 5 个局部“谷底”(LM1 ~ LM5), 其中, LM2 和 LM4 只包含 1 pixel, 可通过膨胀运算来去除; 而 LM3 和 LM5 的邻近像素差小于 h , 可通过重构运算来去除. 这里常数 h 的取值可用来控制分割的区域数, 因为分割出的区域数随 h 的增大而减少.

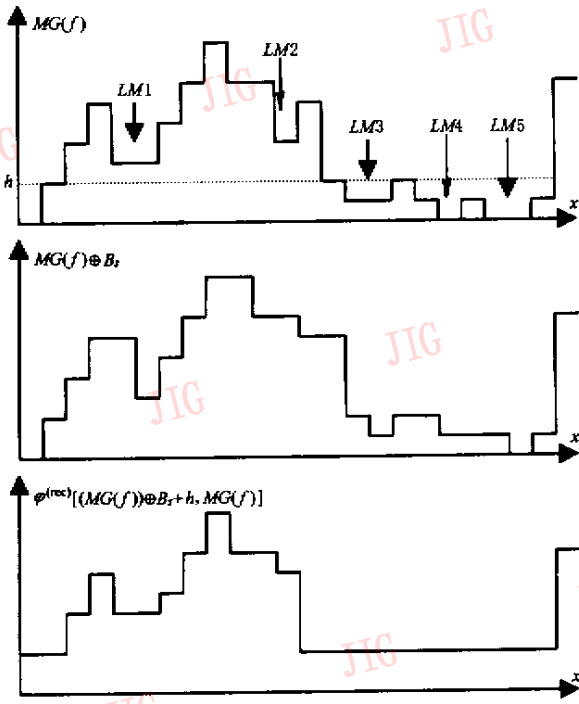


图 4 去除小的局部“谷底”

3 实验结果

本文用上述算法对 QCIF 格式的 Miss America 序列进行了模拟实验. 在实验中, 需要对待分割的图象进行滤波, 以减小噪声影响. 由于重构式开-闭 (the open-closing by reconstruction) 形态滤波器在消除噪声的同时, 能较好地保持边缘信息, 所以本文首先采用 $3 \times 3 \text{ pixel}$ 的结构元素对待分割的图象进行重构式开-闭形态滤波, 然后用本文提出的多尺度形态梯度算法来计算梯度图象, 最后用分水岭变换进行分割. 为了便于比较, 同时给出了用式 (1) 的单尺度形态梯度算子进行处理后的分割结果. 图 5 是一幅待分割的原始图象及其经重构式开-闭形态滤波后的图象.



(a) 原始图象 (b) 经滤波后的图象

图 5 待分割的原始图象和经过滤波后的图象

图 6 为采用单尺度形态梯度算子 (结构元素为 $3 \times 3 \text{ pixel}$) 进行处理后再进行分水岭变换所得的分割结果. 这时分割出的区域数为 515 个, 此时“过分割”现象非常严重, 且几乎已看不出图象原有的轮廓; 图 7 为采用式 (2) 的多尺度形态梯度算子 ($n = 3$) 后再进行分水岭变换所得的分割结果, 这时分割出的区域数为 333 个; “过分割”现象虽有所改善, 但是小区域仍然很多, 图象的轮廓仍不是很明显, 分割效果仍然不够理想.

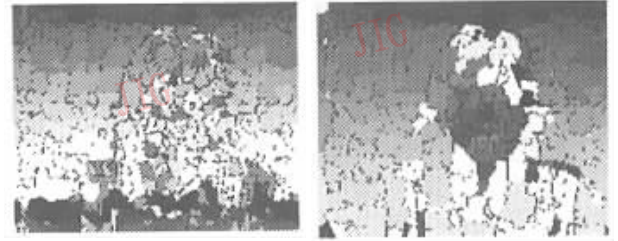
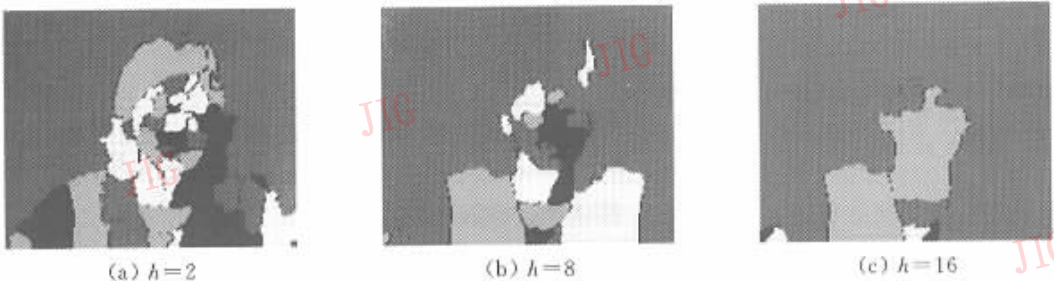


图 6

图 7

图 8 为 h 分别取 2、8 和 16 时, 采用式 (3) 去除小的局部“谷底”后, 再进行分水岭变换所得的分割结果. 这时分割出的区域数分别为 59、21 和 9 个, 与前两种结果相比, 图象分割的质量有了明显的改善, 过分割现象得到了抑制. 三者相比, 其中图 8 (b) 的结果要更好些, 因为在图 8 (a) 中, 由于 h 取得过小, 小的局部“谷底”去除不彻底, 过分割现象虽然有所改善, 但仍存在许多虚假轮廓; 而在图 8 (c) 中, 由于



(a) $h = 2$

(b) $h = 8$

(c) $h = 16$

图 8 取不同的 h 值去除小的局部“谷底”后的分割结果

h 取得过大,造成了分割过于粗糙,例如,人物左肩部的轮廓未能显示出来.在实验中,还对不同的 h 取值作了模拟实验,其分割出的区域数见表 1.

表 1 h 取不同值时分割出的区域数

h	2	4	6	8	10	12	14	16
区域数	59	43	30	21	19	12	10	9

模拟结果表明,若 h 取值恰当,则采用本文算法处理后再进行分水岭变换,即使不进行区域合并也能产生有意义的分割,这大大地减轻了整个分割过程的计算负担.

参 考 文 献

- 1 Pal N R, Pal S K. A review on image segmentation techniques. *Pattern Recognition*, 1993, 26 :12771294.
- 2 Vincent L, Soille P. Watershed in digital spaces : An efficient algorithm based immersion simulations. *IEEE Trans. PAMI*, 1991, 13(6) :583598.
- 3 Salembier P. Morphological multiscale segmentation for image coding. *Signal Processing*, 1994, 38(3) :359386.
- 4 Haris K, Efstratiadis S N, Maglaveras N *et al.* Hybrid image segmentation using watersheds. In *SPIE Proc. Visual Communications and Image Processing '96*, Orlando, Florida, U. S. A., 1996, 2727 :11401151.
- 5 Vincent L. Morphological grayscale reconstruction in image analysis : Applications and efficient algorithms. *IEEE Trans on Image Processing*, 1993, 2(2) :176201.
- 6 Canny J. A computational approach to edge detection. *IEEE Trans. PAMI*, 1986, 8 :679698.
- 7 Shen J, Castan S. An optimal linear operator for step edge detection. *CVGIP : Graphical Models Image Process.* 1992, 54 :112133.

卢官明 1965年生,博士,副教授.目前主要研究方向为图象处理与多媒体通信.