

基于多分辨率的分水岭图像分割算法

查宇飞, 牛江龙, 毕笃彦

(空军工程大学工程学院信号与信息处理实验室, 西安 710038)

摘要: 针对分水岭分割算法的2个缺陷: 耗时较长和过分割问题, 该算法在低分辨率图像上进行分水岭分割, 提高了分割的速度; 由低分辨率图像返回到高分辨率图像时, 采用了一种基于边缘信息的合并函数, 避免了边缘信息的丢失, 保证了分割的准确性。该文设计了一种基于梯度图像的噪声抑制方法, 可抑制高斯噪声对梯度图像的影响, 有效避免了过分割问题。实验结果证明, 该算法兼顾了效率和分割的准确性。

关键词: 多分辨率; 分水岭; 小波变换; 区域合并

Algorithm of Watershed Image Segmentation Based on Multi-resolution

ZHA Yufei, NIU Jianglong, BI Duyan

(Engineering College & Signal and Information Processing Lab, Air force Engineering University, Xi'an 710038)

【Abstract】 This paper proposes a novel watershed segmentation based on multi-resolution image, in order to overcome the drawbacks of traditional watershed segmentation: low calculated efficiency and over-segmentation. Watershed segmentation is completed in low resolution to reduce the burden of computer. A new function based on the edges is proposed to merge regions, which can detect the high frequency information lost in low resolution image. An adaptive threshold is proposed for gradient image to denoise. The arithmetic reduces the effect of Gaussian noise to avoid over-segmentation and reduces the burden of merging. Experiments show that the method balances calculated efficiency and segmentation accuracy.

【Key words】 Multi-resolution; Watershed; Wavelet transform; Region merger

由于形态学的方法是基于物体的形状, 在很多方面都要优于基于卷积的线形代数系统, 因此得到了更多的关注。一般的形态分割就是分水岭分割。Beucher和Lantuejoul^[1]提出的分水岭概念, 虽然其思想简单, 但是设计方法比较困难, 早期的方法计算负担重、耗时较长, Vincent 和Soille^[2]提出了一种基于浸入模型的算法, 大大提高了计算速度, 但是分水岭算法的缺陷也是比较明显: 过分割和耗时较长。

近年来, 一些学者提出了基于多分辨率的分水岭分割算法^[3,4], 在低分辨率图像上做分水岭分割, 算法的效率得到大大的提高, Kim^[3]等人将其概括为4个步骤: (1)金字塔描述; (2)图像分割; (3)区域合并; (4)区域投影。

Jung C L R^[4]主要解决了方块效应。本文提出了多分辨率图像分水岭分割方法。这种方法的主要优越性在于: (1)提出了一种简单有效的基于边缘信息的合并代价函数, 这种函数既减少了计算量, 又保证图像在由低分辨率图像返回到高分辨率图像时, 不丢失高频信息; (2)在梯度图像上, 针对高斯噪声分布的特点, 提出了一种自适应的抑制噪声方法, 可以有效地减少由噪声所引起的过分割问题。

1 图像的小波分解和重建

图1是用“Harr”小波对图像“peppers”进行多分辨率分解前后的图像。图1(a)是原始图像, 图1(b)是第1级处理结果, 原始图像被分解成4幅图像, 其中左上角是平滑逼近, 大小减少到原来的四分之一, 其余3幅分别是细节函数HL1、LH1和HH1, 其中, L表示低频成分, H表示高频成分, 数字表示所在的层数; 对平滑逼近LL1依次再作小波分解, 便

可得下一级的小波系数, 图1(c)是3级分解后的图像, 图1(d)是3级分解后各个图像在原始图像中所对应的频率成分。用逆推的思想, 不难得到重建过程。

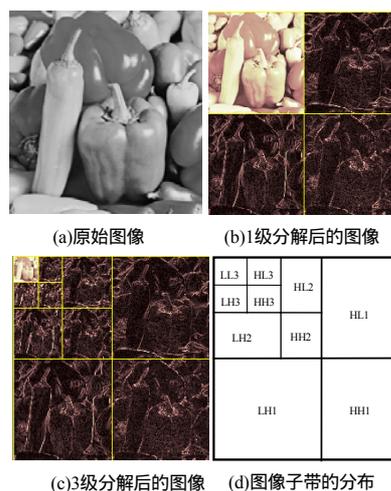


图1 图像的多分辨率分解

小波变换是一种很好的用于图像多分辨率分析的数学工具。Matlrat 在文献[5]中建立了多分辨率与小波变换的关系。根据这种理论, 任意多分辨率子空间 V_m 经过一级多分辨率分

作者简介: 查宇飞(1979-), 男, 硕士生, 主研方向: 图像处理与模式识别; 牛江龙, 硕士生; 毕笃彦, 博士

收稿日期: 2005-11-17 **E-mail:** zhayufei@126.com

解为一个低频的粗略逼近 V_{m-1} 和一个高频的细节部分 W_{m-1} ，且低频部分和高频部分应满足：

$$V_m \cap W_m = \{0\}, m \in Z \quad (1)$$

$$V_m = V_{m-1} \cup W_{m-1}, m \in Z \quad (2)$$

其中， m 表示多分辨率的级数。

将小波变换由一维推广到二维，便可对二维信号即图像进行小波分解。分解后的所有的小波系数可表示为

$$\{W_A^J\} \cup \{W_H^j, W_V^j, W_D^j\}_{j=1,2,L}$$

其中， J 表示分解的级数； W_A^J 表示第 J 层的低频小波系数； W_H^j 表示第 j 层水平方向低频和垂直方向高频的小波系数； W_V^j 表示第 j 层水平方向高频和垂直方向低频的小波系数； W_D^j 表示第 j 层水平方向和垂直方向的高频小波系数。

2 多分辨率图像的分割

分水岭分割算法是根据对数字地形高的模拟来设计的，梯度图像的灰度值相当于地形中的高层，区域边缘对应于分水岭线，而低梯度区域对应于盆地，即盆地表示了分割后的图像区域。虽然分水岭分割算法的思想简单，但是设计一个好的分水岭算法仍然是一件比较困难的事，早期的算法不是耗时太多就是分割不准确。

Soille^[2]等人提出了一种基于浸入模型的分水岭算法，它是分水岭算法发展的一个里程碑。其基本思想是：在每个局部极小值开一个孔，并将地形表面沉浸在水中。于是，水开始填充所有的盆地，当两个盆地将要交汇时，就在交汇处建起高达最高表面高程的坝—分水岭。这种算法较以前的算法有了很大的改善，因此本文采用这种基于浸入模型的分水岭算法。分水岭分割算法一般都是在梯度图像上进行的。本文将采用常用的sobel算子对原始图像操作：

$$h_1 = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad h_2 = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}$$

其中， h_1 和 h_2 分别是垂直方向和水平方向的检测算子，通过它们与图像 I 卷积，可分别得到垂直方向和水平方向的梯度图像 I_v 和 I_h ，梯度图像 I_g 可以表示为

$$I_g = \sqrt{I_v^2 + I_h^2} \quad (3)$$

在多分辨率图像中，由于低频图像丢失了原始图像的大量高频信息，因此在低层图像中，边缘会变得很粗糙，在地形学中，称作“高原”，即许多相邻的元素具有相同的灰度值。为了减少这种情况对分水岭分割算法的影响，可先对原始图像进行平滑滤波^[5]，然后再求梯度，即

$$I_{gradsmooth}(x, y, \sigma) = \nabla \|I(x, y) * g_\sigma(x, y)\| \quad (4)$$

其中， $g_\sigma(x, y)$ 表示均值为零，标准差为 σ 的高斯滤波器； $*$ 表示卷积。

3 基于边缘信息的区域合并

对低分辨率图像进行分水岭分割后，对分割后的区域要进行合并，由于这种合并只是在低分辨率上进行的，因此在返回到高分辨率图像时，没有利用低分辨率图像中的高频信息，致使得到的高分辨率图像非常模糊。本文提出了一种简单有效的基于边缘信息的合并方法。

3.1 合并代价函数

假设原始图像为 I ，经分水岭分割后，分割为 N 个区域

$R_i(S_i, G_i), i=1, 2, \dots, N$ ，有

$$I = \{R_1(S_1, G_1), R_2(S_2, G_2), \dots, R_N(S_N, G_N)\}$$

其中， S_i 表示第 i 个区域的大小； G_i 表示第 i 个区域的平均灰度值。

设 $f(x, y) \in I$ ，则 $f(x, y)$ 的八连接邻元记作 $NB(f(x, y))$ 。将此定义扩展到区域 $R_p(S_p, G_p)$ ，则 $R_p(S_p, G_p)$ 的邻域 $NBR(R_p)$ 可以定义为

$$\forall f(x, y) \in R_p, \text{若 } \exists g(x, y), \text{有} \\ g(x, y) \in NB(f(x, y)), \text{且 } g(x, y) \in R_q, p \neq q$$

则所有 R_q 的集合即为区域 R_p 的邻域 $NBR(R_p)$ 。

对于每一对邻域 R_p 和 R_q ，不妨设 $S_p \leq S_q$ ，定义合并代价函数^[1]为

$$MergeCost = \frac{\|S_p\| \times \|S_q\|}{\|S_p\| + \|S_q\|} \times |G_p - G_q|^2 \quad (5)$$

根据原始图像的先验知识，可以设置一个阈值 T_m ，当相邻两个区域的合并代价小于这个阈值时，这对邻域进行合并，否则就不合并。合并以后，形成新的区域，然后再对新的区域进行合并，直至没有满足合并要求的区域为止。每个区域的灰度值为该区域的平均灰度值。

3.2 边缘信息的引入

由于是在低分辨率上对梯度图像进行分水岭分割，丢掉了高频信息，对图像重构时，图像的细节比较模糊，将会出现块状效应。为了克服上述问题，在合并中引入边缘信息。若一个区域和它所对应的邻域进行合并后，形成的图像为 S_m ，此时，为了防止边缘信息的丢失，始终让边缘不被合并，即在所有的边缘位置，使 $S_m = 0$ 。当把低层图像通过小波逆变换返回高层时，低层边缘返回到高一层时，它所在的位置范围将扩大，且丢失了高频信息，模糊现象比较严重，本文进行如下处理：

定义分割后图像所有边缘所在的位置为

$$EdgePosition = \{(x, y) \mid S_M = 0\}$$

如果 $(x, y) \in EdgePosition$

$$S_M(x, y) = W_A^J(x, y)$$

如果 $(x, y) \notin EdgePosition$

$$W_H^J(x, y) = 0$$

$$W_V^J(x, y) = 0$$

$$W_D^J(x, y) = 0$$

其中， $W_A^J, W_H^J, W_V^J, W_D^J$ 表示第 J 层的低频小波系数，水平低频垂直高频小波系数，水平高频垂直低频小波系数和水平高频垂直高频小波系数。 S_M 表示分割后的图像。经过上面的处理后，分割后图像边缘的值为小波低频系数在边缘位置的值，同时，在各高频图像中，保留边缘位置的高频小波系数，而其它位置的高频小波系数为 0，这样进行图像重构时，在边缘位置上高频信息就没有被丢失，最后所得到的图像的边缘就不会出现模糊现象了。图 2 表示了有无边缘信息加入后的分割效果，显然，加入边缘信息后，所重构的图像有更多的细节信息。

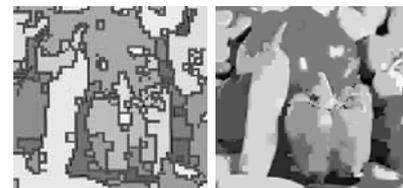


图 2 引入边缘信息后的合并图像

4 高斯噪声的抑制

尽管在多分辨率分解时,低频图像相当于是原始图像通过低通滤波器后所得到的,已经滤除了一部分噪声,但是这种滤波并不彻底,所以在得到的梯度图像中,仍然会有由噪声所形成的虚假边缘。图 3(a)和图 3(c)分别是原始图像和噪声图像的灰度直方图,图 3(b)和图 3(d)是灰度值的分布图。

梯度图像的灰度分布近似服从于Rayleigh^[1]分布:

$$y = f(x|\sigma) = \frac{x}{\sigma^2} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \quad (6)$$

$$\hat{\sigma} = \sqrt{\frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n x_i^2} \quad (7)$$

当 $x = \sigma$ 时, y 达到最大值。

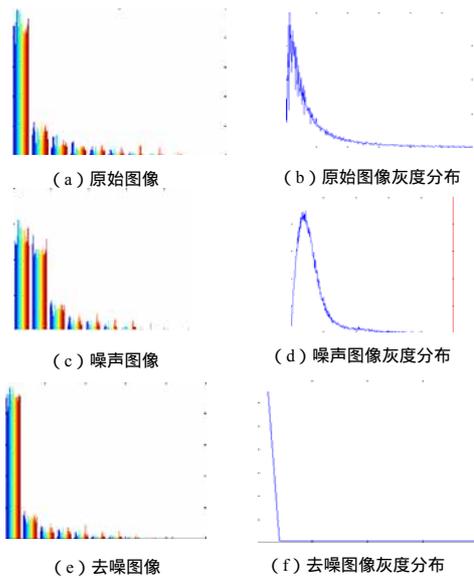


图 3 梯度图像的阈值去噪

图 4 显示了图像的信噪比与标准差的关系,横轴表示标准差 σ 的倍数,竖轴表示图像的信噪比(MSE)。当阈值取为 $T_s \geq 0.5 * \sigma$, 图像能获得较大的信噪比。

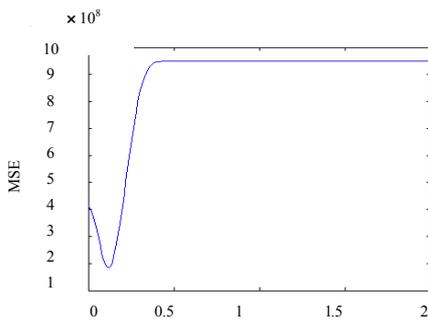


图 4 图像的信噪比 (MSE) 与标准差 σ 的关系

5 实验

按照上述方法,本文在 P 900MHz 的微机对上对 3 幅图像进行了实验。实验中,参数选择如下:所选用的是“Haar”小波,高斯滤波器的标准差 $\sigma = 1$;合并阈值为 500 000。对图像“cameraman”所加的噪声是均值为 0,方差为 0.1 的高斯噪声。

实现步骤如下:

(1)图像的预处理。通过 canny 算子得到图像中边缘的位置;

(2)图像的小波分解。通过“Haar”小波对原始图像进行小波分解,得到不同分辨率空间上的图像;

(3)分水岭分割。首先在低分辨率空间中,对水平低频和垂直低频图像进行高斯滤波后,求出所对应的梯度图像,并对梯度图像按照第 4 节提出的方法进行噪声抑制,然后再对梯度图像进行分水岭分割;

(4)基于边缘信息的合并。按照第 3 节的方法对分割后的图像进行合并,在合并的同时加入图像的高频细节信息;

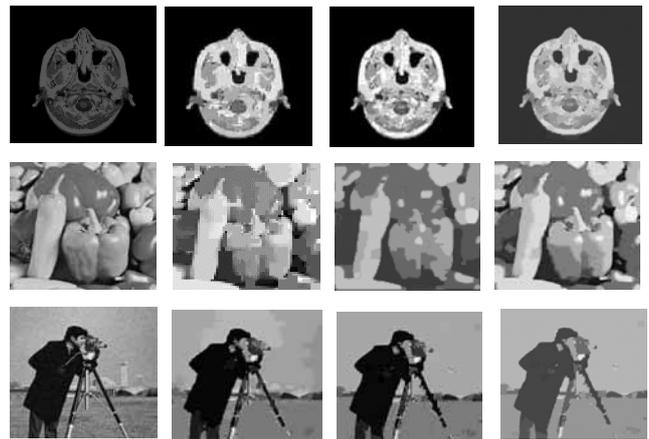
(5)图像的重构。

所用的时间如表 1 所示,分辨率越低,低频图像的数据少,所花费的时间较少,每增加一级,所要处理的图像数据量变为上一层图像数据的 4 倍,所花费的时间急剧增加。由表格可以看出,对 128×128 图像第 2 层的耗时大约是第 3 层的 4 倍,而第 1 层的耗时大约是第 3 层的 10 倍;而对 256×256 图像,第 2 层的耗时大约是第 3 层的 10 倍,而第 1 层的耗时大约是第 3 层的 100 倍。

表 1 不同图像在不同分辨率上所需的时间(单位:s)

图像	大小	第 3 级所需时间(s)	第 2 级所需时间(s)	第 1 级所需时间(s)
Mri	128×128	0.490 0	1.432 0	5.939 0
	256×256	2.634 0	17.726 0	234.717 0
Peppers	128×128	0.971 0	3.495 0	33.689 0
	256×256	5.508 0	52.556 0	$1.215 3 \times 10^3$
Cameraman	128×128	0.681 0	2.163 0	11.666 0
	256×256	2.754 0	10.425 0	193.478 0

图 5 是对图像“MRI”、“peppers”和“cameraman”进行多分辨率分割后所得到的结果。图 5(a)是原始图像,图 5(b),图 5(c),图 5(d)列分别是在小波分解到第 3 层,第 2 层和第 1 层采用本文方法所得到的分割结果。由图 5 可以看出,在低分辨率(第 3 层)中,基本把所有物体的轮廓得到了,而在较高的分辨率中(第 1 层),物体的细节更加清晰。



(a)原始图像 (b)第 3 层分割结果 (c)第 2 层分割结果 (d)第 1 层分割结果

图 5 图像分割结果

6 结论

本文针对分水岭分割算法的两个缺陷:耗时较长和过分割问题,提出了一种基于多分辨率的图像的分水岭分割合并算法。通过小波变换将原始图像分解到低的分辨率图像上,这样所需处理的数据量为原来的 $1/2^{J+1}$ (J 为分解的层数),提高了分水岭算法的速度。在区域合并中,为了弥补在低分辨率

(下转第 207 页)