

基于自适应预处理的图像分割方法

沃焱 韩国强 张见威

(华南理工大学计算机科学与工程学院 广州 510641)

摘要: 为了防止分水岭算法过分分割问题,该文提出了一种基于自适应预处理的图像分割算法。该方法在分水岭算法的基础上,首先结合像素点亮度特征和空间分布特性应用自适应方法对梯度图像进行预处理。通过考察各像素点邻域中像素分类后的分布情况,来判断考察点是处于区域中心还是处于边界,并据此对考察点的梯度值进行调节。然后在预处理后的梯度图像上选定标记,将预处理后的梯度图像中大于200个像素的连通区域标记为标记。最后用分水岭分割方法对带标记的参考图像进行分割。试验结果表明,该分割方法具有良好的分割效果。

关键词: 图像预处理; 图像分割; 分水岭变换

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2007)01-0087-05

Image Segment Algorithm Based on Adaptive Image Preprocessing

Wo Yan Han Guo-qiang Zhang Jian-wei

(College of Computer Science and Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510641, China)

Abstract: To avoid over segmentation produced by watershed segment algorithm, an image segment algorithm based on the adaptive preprocessing is proposed in this paper. This algorithm is based on the watershed transform. First the gradient image is preprocessed according to the pixels intensity and spatial information. After the points in the neighborhood of each image pixel are classified, their distribution situations are used to estimate the location of the image pixel, in the center or near the boundary of a region. Each pixel's gradient magnitude is adaptive adjusted according to its location. Then the flat regions larger than 200 pixels in the preprocessed gradient magnitude image are extracted as markers. According to the markers, the preprocessed gradient magnitude image is segmented by the watershed transform. Experimental results indicate that this algorithm provides a good segmentation for segment-based image coding.

Key words: Image preprocessing; Image segmentation; Watersheds transform

1 引言

图像分割是指把一幅图像分成彼此不相交的若干区域,其中每个区域内的像素均有相似或一致的性质,而任何两个相邻接的区域都不具有类似的性质^[1]。分割是由图像处理到图像分析的关键步骤,也是计算机视觉领域低层次视觉中的主要问题。它是实现自动图像分析首先需要完成的问题。迄今为止,已提出多种图像分割的方法^[2]。基于形态学的分水岭方法^[3-6]因其计算速度快,且能精确定位图像边缘而受到极大关注。计算分水岭的算法有很多,其中有代表性的一种算法是基于浸没模拟的方法^[3]。该方法将图像看成是地形表面,在图像的每个区域底谷刺了一个孔,水从刺过孔的海拔最低的底谷开始往上涌,慢慢地淹没图像的流域。当水面到达其它流域的底谷时,这些刺过孔的底谷开始渗水,一旦来自不同底谷的水要汇合时,筑起一道假想的坝来阻止

它。浸没过程结束时,每个流域被水淹没,并被坝完全包围。这些筑起的坝确定了对应流域的分水岭,因而对应图像的轮廓。

为了获得物体的轮廓,通常在待分割图像的形态梯度信号上计算分水岭。然而,用分水岭算法对形态梯度信号进行分割时,梯度信号中每个独立的局部底谷都划归为不同区域,最终导致“过分分割”,即产生大量虚假的轮廓以致无法确认哪些是真正的轮廓。解决过度分割的有效方法是引入标记。选择标记的典型过程包括两个主要步骤:(1)预处理;(2)定义标记。常用的预处理方法一般是采用平滑滤波的方法。该方法能有效地去除图像中的噪声和细小的纹理,但同时带来了边缘模糊的问题,且对较深的纹理滤波效果较差。如果预处理方法能够保留所有区域的边界,同时又压抑区域内部的伪边界,就可以得到良好的分割结果。

本文结合考虑像素点灰度特性和空间分布特性提出一种自适应的梯度图像预处理方法,该方法考察各像素点邻域中像素分类后的分布情况,通过计算邻域中平均像素点到其所属类中心点的距离与该点到考察点的距离差值,来判断考

2005-06-06收到, 2005-10-15改回

国家自然科学基金(60573019), 广东省自然科学基金重点项目(05103541)和广东省自然科学基金博士科研启动基金(05300198)资助课题

察点是处于区域中心还是处于边界,然后用该距离差值对考察点的梯度值进行调节。这种预处理方法能够保留所有区域的边界,同时又压抑区域内部的伪边界。在预处理后的梯度图像上选定标记后用水岭分割方法对其进行分割能取得良好的分割效果。

2 梯度图像预处理

分割困难的一个重要原因在于图像中往往存在着丰富的纹理信息,所以那些只考虑灰度值变化的分割方法,在分割复杂纹理区域时就会出现过分割的现象。为了消除噪声和纹理对分割结果的影响通常需要对图像进行预处理。常用的预处理方法一般采用平滑滤波的方法,该类方法能有效地去除图像中的噪声和细小的纹理,但同时带来边缘模糊的问题,且对较深的纹理滤波效果较差。我们来看一种满足人眼视觉的理想滤波状态:图1是一个地形图的横切面,在图1(a)中共有9个局部极小值(灰色的块代表局部极小值),如果直接对其进行分水岭分割,则会出现9个区域,但从人眼来将其分割为两个区域是比较合理的。如果能找到一种预处理方法,达到如图1(b)的效果,在该图中只有2个局部极小值A和B,由此分割出的结果与人眼的视觉结果相符合。

如果预处理方法能够如图1所示,保留所有区域的边界,同时又压抑区域内部的伪边界,就可以得到良好的分割结果。如何才能找到这种预处理方法是本文分割方法中需要解决的关键问题之一。本文采用自适应方法。根据图像I中的像素点p的位置信息, $p=(x_p, y_p)$, 对p的梯度值进行自适应调节。调节公式为

$$G(p) = A(p) \times |\nabla I(p)| \quad (1)$$

其中, $I(p)$ 是p的灰度值, $|\nabla I(p)|$ 是p点的梯度值^[5]。调节因子 $A(p)$ 的值根据像素点p所处的位置来确定。如果p处于某区域的中心位置则 $A(p)$ 取较小的值,用以平滑区域内部;如果p处于一个区域的边界则 $A(p)$ 取较大的值以增强轮廓。

如何判断p是区域的中心还是边界,我们借鉴图像分割评估中像素距离误差^[1]的思想来判断p是区域的中心还是边界。令R为以p为中心,大小为 $n \times n$ 的邻域。根据像素点的某些特征(如亮度、颜色等特征)可将R分为M个类。设 C_i

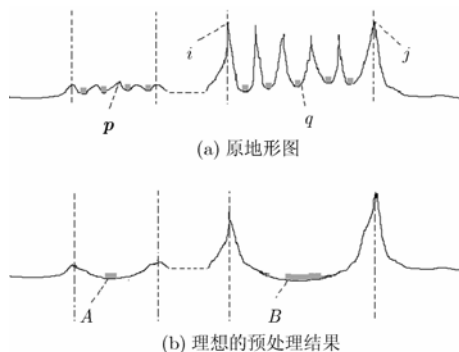


图1 理想的预处理方法

为R中的类, C_i 中的点 $z, z=(x,y)$, 到其中心点 m_i 的距离为 $d(z, m_i)$, z到R的中心点p的距离为 $d(z, p)$, 两者之差为

$$D_z(p) = |d(z, p) - d(z, m_i)| \quad (2)$$

m_i 是 C_i 的中心点:

$$m_i = \frac{1}{N_i} \sum_{z \in C_i} z \quad (3)$$

理想状态下,根据像素特征z应划分在 C_i 所在的区域(C_i 形成的区域为理想的正确分割区域), m_i 相当于理想的正确分割区域的中心位置, R是以p点为中心的区域, 本文将其称为虚拟的划分区域。 $D_z(p)$ 描述了z到其理想的正确区域的距离与虚拟区域的距离误差, $D_z(p)$ 越小说明将z点划入区域R的划分越接近理想状态, 即这种划分是趋于正确的划分。令 $D_i(p)$ 为 C_i 中所有点z的 $D_z(p)$ 的均值:

$$D_i(p) = \frac{1}{N_i} \sum_{z \in C_i} D_z(p) \quad (4)$$

$D_i(p)$ 的值描述了类 C_i 的分布状态及 C_i 与p点的相对位置关系。 $D_i(p)$ 的值小表明将 C_i 中的点划分到区域R中是比较接近理想的划分状态, 此时 C_i 的点分散在p的四周, C_i 的中心点离p点较近, p点在 C_i 形成的区域内部。图2(a)给出了这种情况的示例, 类 C_1 的点分布在p周围, $D_1(p)$ 有较小的值, p点在 C_1 区域的内部。 $D_i(p)$ 的值大表明将 C_i 中的点划分到区域R中是偏离理想的分割状态(即误差较大), 此时 C_i 的点集中在某个区域且 C_i 的中心点离p点较远, p点在 C_i 形成的区域边界或在区域外部。如图2(b)所示, 类 C_2 的点紧密地聚集在p的左上角, $D_2(p)$ 有较大的值。p点在 C_1 区域的外部, 接近边界之处。

令 $D_R(p)$ 为R中M个类的 $D_i(p)$ 的均值:

$$D_R(p) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M D_i(p) \quad (5)$$

$D_R(p)$ 的值越大说明将R中所有 C_i 的点划分到区域R越偏离理想的分割状态(即误差越大)。当R中的类之间相互分离, 每个类中像素紧密聚集, $D_R(p)$ 有较大的值, 此时每个类独立的构成不同的区域, R可划分为多个区域, 此时p在这些区域的交界处。另一方面如果R中所有类的点交错、均匀地分布于整个R中, R仅含有一个区域, $D_R(p)$ 有较小的值,

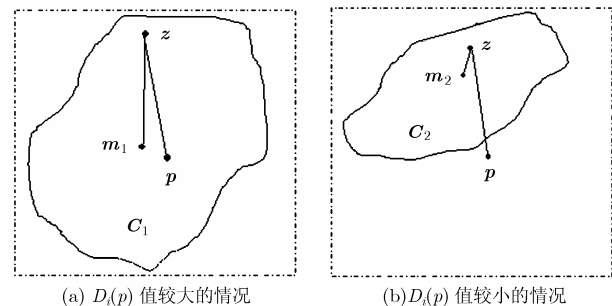


图2 $D_i(p)$ 示例图

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1	0 2 0 3 0 3 0 2 0
1 1 1 1 1 1 1 1 1 1	2 0 3 1 3 1 2 0 2
1 1 1 1 1 1 1 1 1 1	0 2 0 3 0 3 0 2 0
1 1 1 1 1 1 1 1 1 1	2 0 3 1 3 1 2 0 2
1 1 1 1 p 1 1 1 1 1	0 2 0 3 p 3 0 2 0
1 1 1 1 1 1 1 1 1 1	2 0 3 1 3 1 2 0 2
1 1 1 1 1 1 1 1 1 1	0 2 0 3 0 3 0 2 0
1 1 1 1 1 1 1 1 1 1	2 0 3 1 3 1 2 0 2
1 1 1 1 1 1 1 1 1 1	0 2 0 3 0 3 0 2 0
(a) $D_R=0$	(b) $D_R=0.0008$
1 1 1 1 1 2 2 2 2 2	2 2 2 2 2 2 2 2 2
1 1 1 1 1 2 2 2 2 2	2 2 2 2 2 2 2 2 2
1 1 1 1 1 2 2 2 2 2	2 2 2 2 2 2 2 2 2
1 1 1 1 1 2 2 2 2 2	1 1 1 1 1 1 1 1 1
1 1 1 1 p 2 2 2 2 2	1 1 1 1 p 1 1 1 1
0 0 0 0 3 3 3 3 3	1 1 1 1 1 1 1 1 1
0 0 0 0 3 3 3 3 3	3 3 3 3 3 3 3 3 3
0 0 0 0 3 3 3 3 3	3 3 3 3 3 3 3 3 3
0 0 0 0 3 3 3 3 3	3 3 3 3 3 3 3 3 3
(c) $D_R=1.9174$	(d) $D_R=0.9893$

图 3 不同 $D_R(p)$ 值的例子

此时 p 点在区域的中心。因此 $D_R(p)$ 可视为是一个良好的指示器, 描述了 p 的位置状态。 $D_R(p)$ 越大, p 点越靠近边界。如图 3 所示的例子中, R 中的数字表示对应点所属的类。图 3(a), 3(b) 中含有 1 个区域, p 点在区域的中心, $D_R(p)$ 值分别为 0 和 0.008。图 3(c) 中含有 4 个区域, p 在几个区域的交界点, $D_R(p)$ 值为 1.9174; 图 3(d) 中含有 3 个区域, 所考察的点 p 在某个区域内部, 但该区域较小, p 点接近边界。其 $D_R(p)$ 值为 0.9893。

根据 $D_R(p)$ 的值可以确定 p 点的位置状态, 如果 p 靠近区域的边界则应放大点 p 的梯度值, 以突出区域轮廓; 如果 p 离边界较远, 而离区域中心较近, 则应缩小 p 的梯度值, 使其比较平滑。将 $D_R(p)$ 量化为 8 级后作为调节因子, 故式 (1) 中的调解因子 $A(p)$ 取值为

$$A(p) = \frac{1}{4} \left\lfloor \frac{D_R(p)}{\max_{q \in I} (D_R(q))} \times 8 \right\rfloor \quad (6)$$

其中 I 表示当前分割的图像, 由式 (1) 和式 (6) 有

$$G(p) = \frac{1}{4} \left\lfloor \frac{D_R(p)}{\max_{q \in I} (D_R(q))} \times 8 \right\rfloor \times |\Delta I(p)| \quad (7)$$

若 $G(p)$ 小于某一给定阈值的点置为 0, 得到用于分水岭分割的参考图像 $T(p)$ 。

$$T(p) = \begin{cases} G(p), & G(p) \geq \text{Thr} \\ 0, & G(p) < \text{Thr} \end{cases} \quad (8)$$

标记的选定可根据分割目的确定, 一般选择 T 中大小在 100 至 250 像素的连通分量作为标记。作为标记的连通分量太小则图像被分割为许多小区域从而出现过度分割; 如果作为标记的连通分量太大则容易出现将背景和人们感兴趣的物体分割在同一区域从而难以提取出有意义的区域。为了保证不出现过小的区域, 本文在分割时选择 T 中大于 200 个像素点的连通分量作为标记。

3 基于分水岭的图像分割算法

本文的分割算法描述如下:

- (1) 预处理 对输入图像 I 的梯度图像进行预处理
 - (a) 对图像中的每个点 p , 用式 (5) 计算 $D_R(p)$; 为简化分类过程, 我们直接通过对像素的灰度值(或颜色)进行量化后对邻域中的像素进行分类。一般将图像的灰度值量化为 16 级, 量化后有相同量化值的像素被视为同一类。
 - (b) 对每个点 p , 根据 $D_R(p)$ 的值用式 (7) 对 p 的梯度进行调节得到 $G(p)$ 。
 - (c) 通过式 (8) 得到用于分水岭分割的参考图像 T 。
- (2) 标记选定 为了保证不出现小区域, 选择 T 中大于 200 个像素大小的连通区域标定为标记。
- (3) 分水岭分割 根据选定标记, 对参考图像 T 进行分水岭分割。分水岭分割采用文献 [3] 中的算法。

4 实验结果与分析

我们直接将梯度图像作为分水岭分割的参考图像, 对 Lena 图像进行分水岭分割, 分割结果见图 4 所示。

图 4(b) 是 Lena 图像的分割结果, 其中共有 7352 个区域。由图 4 可见, 直接对梯度图像使用分水岭分割方法导致过度分割, 图像被分为成千上万个小区域, 这种分割结果对于图

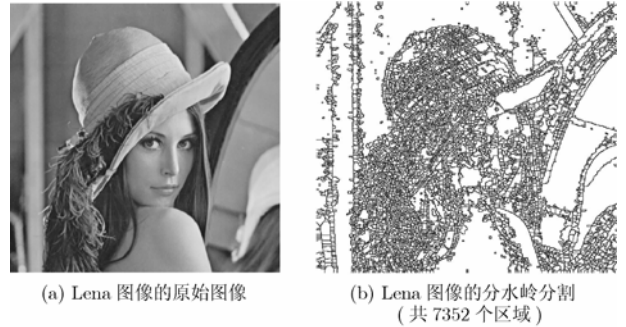


图 4 梯度图像的分水岭分割结果

像识别和编码来说是无意义的。过度分割的出现主要在于图像中的噪音和纹理的变化在梯度图像中产生了许多局部极小值, 每个极小值对应一个集水盆地(区域), 从而出现了过多的小区域。为了能在去除噪音和细小纹理的同时保持图像的主要边缘轮廓, 本文引入了 D_R 值用以描述像素点距离区域边界的状态。图 5(a), 5(b), 5(c) 和 5(d) 是对 Lena 图像中的每个像素点分别用大小为 9×9 , 17×17 , 33×33 和 65×65 的窗口计算得到的 D_R 值的图像, 图中亮度越大表明该点 D_R 值越大, 该点距离边界越近。

由图 5 可见, 窗口 R 越小边界确定越精确, 但滤除噪音和细小纹理的效果也不明显, 如图 5(a) 中 Lena 图像的头发的纹理仍难以滤除; 而窗口越大, 滤除噪音和细小纹理的效果也越明显, 但边界确定越模糊, 见图 5(c) 和 5(d)。从图 5 可见窗口大小为 17×17 的值既可有效地滤除噪音和细小纹理, 同时轮廓边缘的位置保持比较好, 因此我们选用窗口大小为 17×17 的 D_R 值作为计算梯度图像的调节因子的依据, 根据式 (7) 对 Lena 图像的梯度图像进行预处理, 预处理前后的梯度图像见图 6。

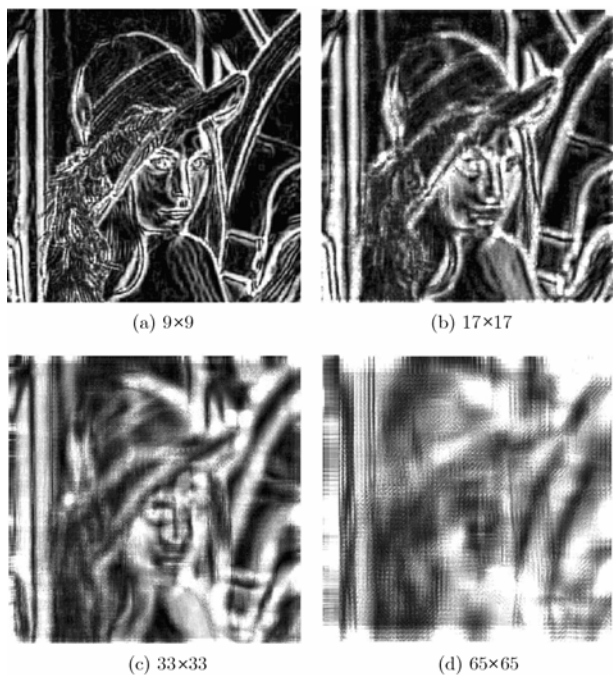


图 5 Lena 图像在不同大小的 R 下计算的 D_R 图像

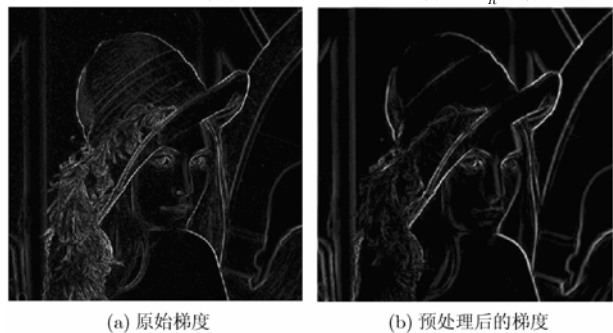


图 6 预处理前后的梯度图像



图 7 本文分割方法对Lena图像的分割结果

图 6(a)和 6(b)分别是原始的梯度图像和预处理后的梯度图像,从图中可见梯度图像经过预处理后滤除了大多数细节信号,而保留了主要的轮廓信息。预处理后的梯度图像可有效地解决过分割问题,为了保证分割后不出现过小的区域,我们在预处理后的梯度图像上选择含有 200 个像素以上的连通分量作为标记对图像进行分水岭分割。图 7(a)是用于分水岭分割的标记,图中白色区域为标记,根据标记用分水岭分割方法对处理后的梯度图像进行分割,得到分割结果见图 7(b),图 7(c)是用区域平均值表示的分割结果。同样地,用本文的分割算法对 Barbara 和 Roof 图像的分割结果见图 8。

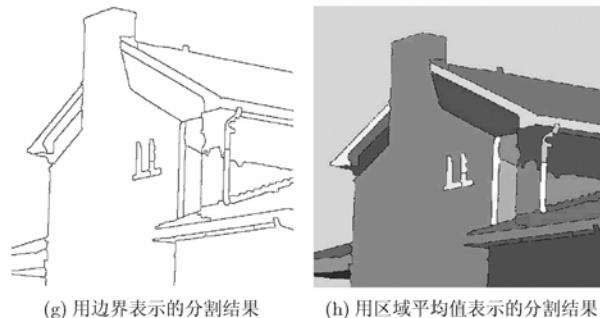
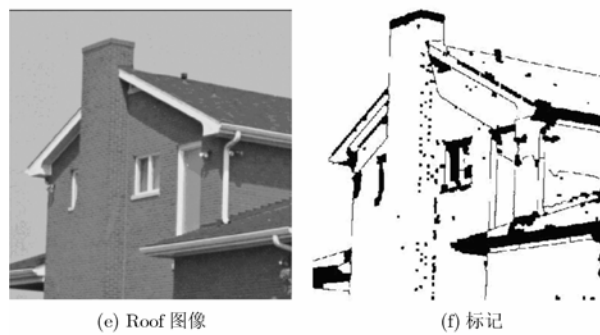
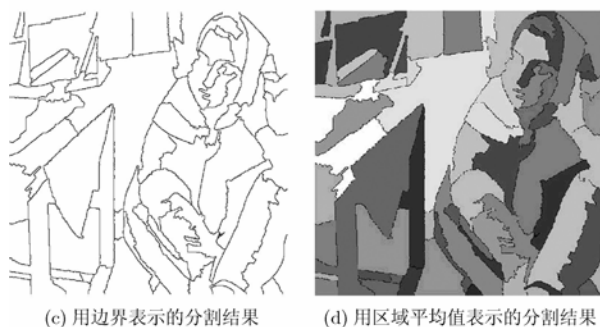
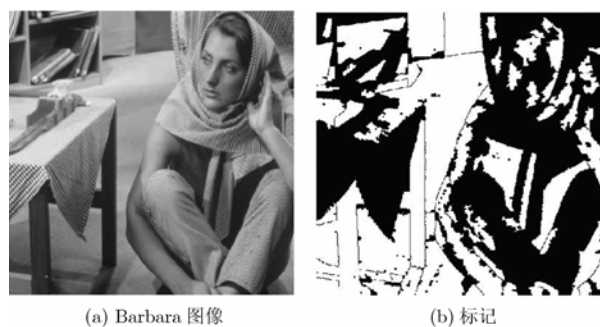


图 8 本文分割方法对Barbara和Roof图像的分割结果

5 结束语

本文提出了一种基于分水岭算法的图像分割方法, 该方法包括以下 3 个步骤: (1) 预处理: 为了有效地消除噪声和纹理变化在梯度图像中产生局部极小值, 同时保持图像的主要边缘轮廓, 应用 D_r 对图像的梯度进行自适应调解, 生成参考图像用于分割。(2) 选定标记: 为了保证不出现小区域, 我们选择大于 200 个像素的连通分量作为标记; (3) 应用分水岭算法对图像进行分割。从试验结果可见, 本文的预处理方法可有效地滤除图像中的噪声和细小纹理, 并保持主要轮廓, 对预处理后的图像进行分割所得到的分割区域面积较大, 每幅图像分割为为数不多的区域, 区域的边界与图像的主要边缘轮廓相一致, 通过区域平均值重建的图像保持了图像中物体的形状轮廓和亮度, 基本符合人眼视觉感知。本文的分割方法适用于基于分割的图像编码等应用, 为了得到更大的分割区域可以根据实际应用中的要求, 可制定一定的规则对分割结果进行合并。

参 考 文 献

- [1] 章毓晋. 图象分割. 北京: 科学出版社, 2001, 第 1 章第 2 节.
- [2] Pal N and Pal S. A review on image segmentation techniques. *Pattern Recognition*, 1993, 26(9): 1277–1294.
- [3] Vincent L and Soille P, Watersheds in digital spaces: An efficient algorithm based on immersion simulations. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1991, 13(6): 583–598.
- [4] Kostas H and Serafim N. Hybrid image segmentation using watersheds and fast region merging. *IEEE Trans. on Image Processing*, 1998, 7(12): 1684–1699.
- [5] Kim J Bae and Kim H Joon. Multiresolution-based watersheds for efficient image segmentation. *Pattern Recognition Letters*, 2003, 24(1-3): 473–488.
- [6] Malpica N, Ortuño J E, and Santos A. A multichannel watershed-based algorithm for supervised texture segmentation. *Pattern Recognition Letters*, 2003, 24(9-10): 1555–1564.
- [7] Canny J. A computational approach to edge detection. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine*, 1986, 8(6): 679–698.

沃 焱: 女, 1975年生, 讲师, 博士, 主要研究方向为多媒体应用技术.

韩国强: 男, 1962年生, 教授, 博士, 博士生导师, 主要研究方向为多媒体应用技术.

张见威: 女, 1969年生, 讲师, 博士生, 讲师, 主要研究方向为图像处理与模式识别.