

基于分水岭和重叠率衡量的多级彩色图像分割

洪志令¹⁾ 姜青山²⁾ 王声瑞²⁾ 董槐林²⁾

¹⁾(厦门大学计算机科学系, 厦门 361005) ²⁾(厦门大学软件学院, 厦门 361005)

摘要 由于分水岭方法进行图像分割时经常是在梯度图像上进行,并经常产生过分割的结果,因此为克服图像过分割问题和提高分割的准确性,提出了一种基于分水岭和重叠率衡量分层融合策略的彩色图像分割新算法——HWO。该算法首先将RGB颜色空间转化到Lab颜色空间,并根据 a 、 b 维来提取统计2维直方图,同时在直方图上运用分水岭分割方法,通过对峰进行填充来得到图像的初步分割结果;然后将与填充对应的分割区域样本与高斯分布结合起来,对图像进行高斯混合模型假设下的参数估计;最后对模型与模型间进行重叠率衡量及分层区域融合,以得到最终的图像分割结果。实验中,首先采用训练图像集对算法涉及的两个参数进行确定,然后对测试图像集的分割效果和分割时间性能进行评估,评估是以标准的人工分割图像库为基准的。实验结果表明,该算法可解决过分割问题,其评估所得分准率及分全率综合衡量系数为0.609,而人工分割综合衡量系数为0.79,同时新方法的分割时间仅为传统方法的1/3,分割速度有了较大提高。

关键词 彩色图像分割 2维直方图 分水岭 重叠率 区域融合

中图法分类号:TP391.41 文献标识码:A 文章编号:1006-8961(2008)09-1740-10

Hierarchical Color Image Segmentation Using Watershed Filling and Overlap-rate Measuring

HONG Zhi-ling¹⁾, JIANG Qing-shan²⁾, WANG Sheng-rui²⁾, DONG Huai-lin²⁾

¹⁾(Department of Computer Science, Xiamen University, Xiamen 361005)

²⁾(School of Software, Xiamen University, Xiamen 361005)

Abstract Watershed segmentation based on gradient images usually has over-segmentation result. To solve over-segmentation problem, we propose a new Hierarchical image segmentation method based on Watershed filling and Overlap-rate measuring (HWO). Firstly, we transform RGB color space to Lab and statistic the histogram according to a and b dimensions. The watershed segmentation algorithm is applied to 2D histogram and the initial segmentation result is achieved. Then, we associate the segmentation region with the Gaussian distributing, and estimate the parameter value. Finally, we measure the Overlap-rate for a hierarchical region merging and get the final result. In the experiment, the two parameters are determined. We then evaluate the segmentation performance with a standard database of human segmented natural images. Results show our method can efficiently solve over-segmentation problem, and the combined value of precision and recall measures is 0.609, while is 0.79 when the segmentation is done manually. In addition, the new method also has much less computing complexity.

Keywords color image segmentation, 2 D histogram, watershed, overlap-rate, region merging

基金项目:教育部“211”计划“985”工程-2期项目(000-X07204);国家高技术研究发展计划(863)项目(2006AA01Z129)

收稿日期:2006-07-11;改回日期:2007-05-08

第一作者简介:洪志令(1980~),男。现为厦门大学计算机科学系博士研究生。主要研究方向为数据挖掘、图像处理、图像检索、数据库系统、地理信息系统等。E-mail:zhiling.hong@gmail.com

1 引言

基于分水岭^[1]算法的分割方法在提取图像内容方面取得了很好的效果,并在近些年的研究中得到了广泛应用。众所周知,传统的分水岭算法是在梯度图像上进行的,该算法首先提取梯度图像的极小值,然后将这些极小值作为种子点,最后根据梯度图像的梯度值来生长该区域。

分水岭算法的一个不足之处在于它存在过分割现象,由于图像中含有不同程度的噪声,而且存在众多图像细节信息,因此基于梯度图像的直接分水岭算法会导致图像的过分割,即生成大量的小区域而使目标淹没其中。到目前为止,针对过分割问题已经提出很多改进方法,这些改进方法大致可以分为以下3类:

(1)在预处理阶段通过各种滤波手段^[2]进行图像平滑,先消除噪音;

(2)在处理过程中,通过用户指定标记点^[3]的方式来消除过分割;

(3)在后处理阶段,通过对分水岭变换的结果图进行区域融合来克服过分割问题^[4-7]。

采用后处理方法解决过分割问题是研究的主流。例如文献[5]、[7]等构造了多种用于评价区域相似性的函数,这些函数经常是在灰度差异、公共边界、边界强度、边界复杂度、区域纹理差异等方面进行综合考虑,并在不同融合阶段,为不同参考因素赋予不同的权重。近两年来,研究人员又提出了许多非线性的复合算法,如在利用快速分水岭变换产生的过分割图像上进行Snake跟踪^[8,9],以寻找能让预设能量函数趋于最小的真实边界;文献[10]、[11]等引入了基于模糊逻辑的区域融合算法,用于在分水岭算法分割结果上进行模糊聚类。

大家知道,图像经特征提取转化为数据后,就可以看成是由多个高斯分布的混合结果,而对图像进行分割的过程则可转换为寻找多个符合高斯分布的数据集合的过程,此时图像分割已转换为数据的聚类问题。采用混合高斯模型对数据进行聚类分析,是人们一直以来的研究重点,特别针对数据的重叠性问题更进行了深入的研究^[12-14]。

为克服上述基于梯度图像的直接分水岭算法的缺点,结合笔者对数据重叠性的研究,本文提出了一种基于分水岭算法和重叠率衡量分层融合策略的彩

色图像分割新算法。该算法主要由以下3部分组成:首先将RGB颜色空间转化到Lab颜色空间,同时根据 a 、 b 维提取统计2维直方图,并根据2维直方图直观的峰分布特点,将直方图翻转后,再在直方图上运用分水岭分割算法对直方图的峰进行填充,以得到图像的初步分割结果;然后将与填充对应的分割区域样本与高斯分布结合起来,对图像进行高斯混合模型假设下的参数估计;最后通过对模型与模型间进行重叠率衡量及分层区域融合来得到最终的图像分割结果。

针对过分割问题,本文算法的改进主要在预处理和后处理阶段,即

(1)直接利用统计直方图的直观特征,先把2维直方图看成是由多个集水盆和分水岭构成的地形图,然后在直方图上运用分水岭算法进行分割,这就避免了由于图像含有不同程度的噪声及细节信息,直接在梯度图像运用分水岭算法所造成的过分割问题。

(2)将分水岭分割结果与高斯分布结合起来,通过分水岭初步分割结果来形成对高斯混合模型参数进行估计的依据,同时运用有效的重叠率衡量手段及合并策略对区域进行融合,以进一步对过分割问题进行改进。

2 彩色图像分割新算法

2.1 统计2维直方图

Lab色彩空间由3个通道组成,即亮度通道 L 和两个色彩通道 a 和 b ,这种Lab模式所定义的色彩最多,且与光线及设备无关,这就将所有的颜色信息都包含在通道 a 和 b 中。另外,Lab色彩模型的绝妙之处还在于它弥补了RGB色彩模型色彩分布不均的不足,这样就可以直接使用欧基里德距离来衡量两种颜色的差异性。基于Lab色彩模型的这些优点,即可将输入图像从RGB色彩模型转换到Lab色彩空间,并仅以两通道 a 、 b 作为统计2维直方图的基础。

统计2维直方图是两个颜色分量 a 和 b 的函数。它是以一定的格子大小 α 来平分颜色分量 a 和 b ,而格子 (i,j) 处的值则表示了像素颜色分量 a 落在 i 区间和颜色分量 b 落在 j 区间的像素的统计数(如图1所示)。采用格子大小 α 来对颜色分量 a 、 b 进行平分,是为了平滑2维直方图,以便为下面进行分水岭分割而去除噪声。统计2维直方图表示了像

素值在颜色分量 a, b 组合中的分布情况。

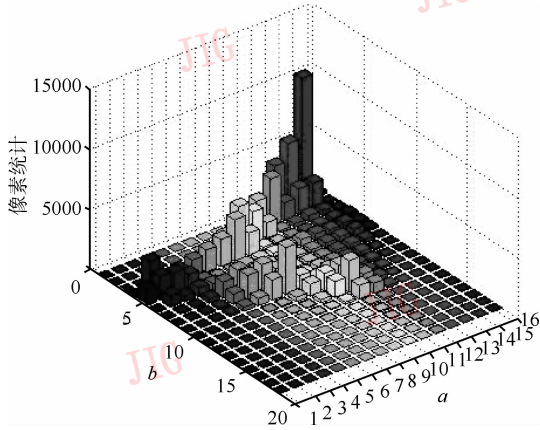


图 1 统计 2 维直方图

Fig. 1 Statistical 2D histogram

2.2 分水岭算法

有两种分水岭图像分割的基本算法,其中一种开始于寻找从图像的每个像素到图像表面高程的局部极小的下游路径。其定义的集水盆地为满足以下条件的所有像素的集合,即这些像素的下游路径终止于同一个高程极小点。该算法计算量过大,且不精确。Vincent 等人提出的基于模拟浸没的快速分水岭算法^[1]在很大程度上解决了这一问题。该算法基本上是第 1 种算法的对偶,其用于代替确定下游路径的是从底开始填充集水盆地。每个极小值代表一个集水盆地(如图 2(a)所示),填充策略是从这个高程极小值开始。设想每个局部极小值处有一个孔,当将地形表面沉浸在水中,则填充结果是水开始填充所有的集水盆地,即那些极小值位于水平面下的集水盆地(如图 2(b)所示)。在进一步沉浸时,如果两个集水盆地将要交汇,则就要在交汇处建起高达最高表面高程的坝,坝就表示分水岭线(如

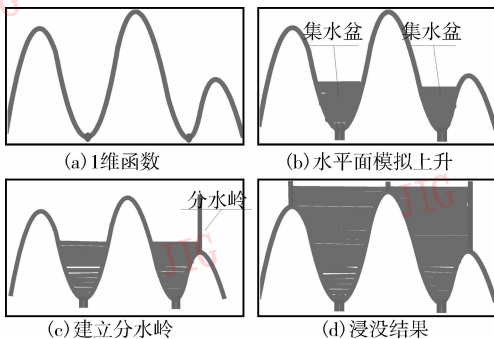


图 2 1 维分水岭算法的浸没模型模拟

Fig. 2 Watersheds Immersion Simulations

图 2(c)所示)。当所有地形被浸没在水平面以下时,则所有的分水岭就构建好了(如图 2(d)所示)。

该算法在按照灰度值的增加次序对像素进行排序的基础上,再继之以一个由快速宽度优先像素扫描构成的填充步骤,该扫描是针对所有像素按照灰度次序进行的。对于 1 维情况,分水岭对应于局部极大值;对于 2 维的情况,分水岭对应于一系列的鞍点和局部极值点。对于 2 维离散网格上的数字图像,分水岭即构成封闭的单像素轮廓。

为了能够在 2 维直方图上运用分水岭分割算法,首先应将直方图翻转过来(如图 3 所示),因为这样就可以把与局部峰值对应的小区域看成是一个个集水盆地,而区域边缘则对应于高的分水岭线。运用分水岭算法的填充结果如图 4 所示,彩色区域对应于一个个集水盆地,而它们之间的白色部分则对应于分水岭。

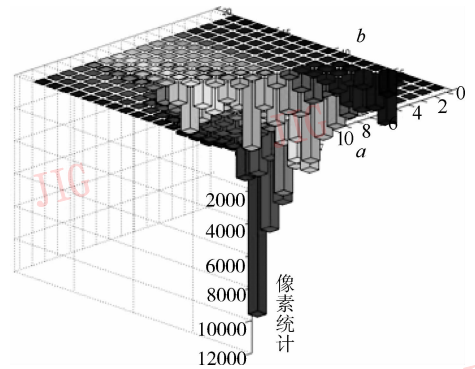


图 3 统计 2 维直方图翻转

Fig. 3 Reversal of statistical 2D histogram

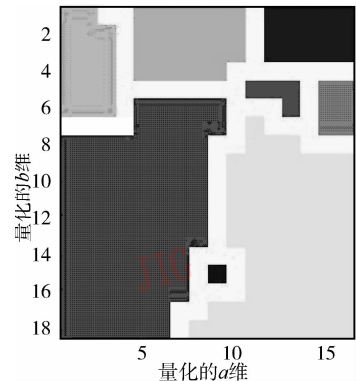


图 4 分水岭算法对 2 维直方图的填充结果

Fig. 4 2D histogram filling result by watershed

上述过程相当于是一种多阈值的自动确定过程。根据这些“阈值”,分水岭算法对直方图的填充结果就可转换为原图像像素的分类,其过程可简要

描述为:如果当前像素的颜色分量 a, b 落在某个坐标为 (i, j) 的格子处,而现在格子 (i, j) 被填充为第 k 类,那么当前像素即归为第 k 类。

2.3 重叠率衡量

至此,已经对彩色图像完成初步分割。一般来说,后处理过程是按照某些规则对相邻区域进行合并,以减少分割区域的数目,并产生有意义的分割对象。合并区域的规则是这类方法的关键之处,其往往决定了算法的性能。在区域融合问题上,文献[5]、[7]等构造了多种用于评价区域相似性的函数,这些函数经常是在灰度差异、公共边界,边界强度、边界复杂度、区域纹理差异等因素方面进行综合考虑,在不同融合阶段,为不同的参考因素赋予不同的权重。本文采用一种新的区域相似性计算方法——混合高斯分布模型下的重叠率计算方法。

对于混合高斯分布模型,如今在模型生成、模型性质、模型参数估计等方面已经有了较好的研究基础^[12-14],并在 SAR 图像的目标识别、变化检测^[15]等方面取得了成功的应用。本文将图像色彩数据看成是由多个高斯分布的混合结果,而对图像进行分割的过程则可转换为寻找多个符合高斯分布的数据集合的过程,而上述的初步分割结果则可形成对高斯混合模型参数进行估计的依据。实际上,当运用 Fuzzy C-mean^[16]、EM 等聚类算法对图像进行聚类分割时,已默认进行了这样的假设。混合高斯分布的概率密度函数(PDF)如下^[13]:

$$p_{\text{mix}}(X) = \sum_{i=1}^c \alpha_i G_i(X, \mu_i, \Sigma_i)$$

其中, C 为高斯模型个数或分类数,

$$G_i(X, \mu_i, \Sigma_i) = \frac{\exp\left(-\frac{1}{2}(X - \mu_i)^T \Sigma_i^{-1} (X - \mu_i)\right)}{(2\pi)^{\frac{d}{2}} |\Sigma_i|^{\frac{1}{2}}}$$

且 $\sum_{i=1}^c \alpha_i = 1, \alpha_i = \frac{n_i}{n}, n_i$ 为第 i 类的样本数, n 为所有数据的样本数。然后即可根据上述初步分割结果来估计模型的参数 $(\alpha_i, \mu_i, \Sigma_i)$, 并将其表示成混合高斯的概率密度函数分布(如图5所示)。

图5中每个峰代表了原来图像分割的一类数据,峰之间有些靠得很近,基本重叠在一起,这是即将合并的对象,若有些分割比较明显,则这些分类将保留下来。下面具体研究如何进行重叠率衡量,以决定与峰对应的区域的合并与否。

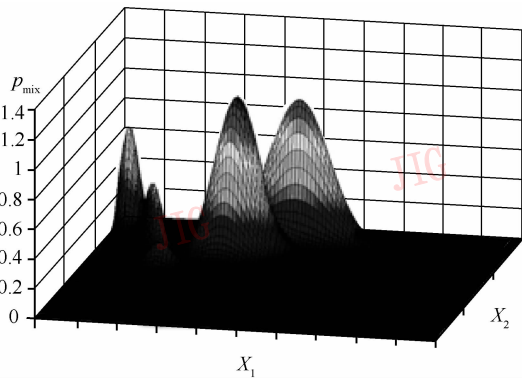


图5 图像分割结果的混合高斯分布

Fig. 5 Mix-Gaussian distributions of segmentation result

为说明方便,先对两个区域进行研究。与两个区域对应的混合高斯概率密度函数为

$$p_{\text{mix}}(X) = \sum_{i=1}^2 \alpha_i G_i(X, \mu_i, \Sigma_i) \quad (1)$$

其中, $\alpha_1 + \alpha_2 = 1$, 可能的重叠情况如图6所示。

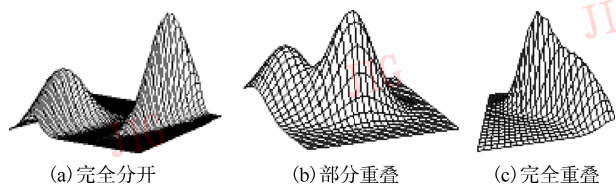


图6 2维情况下两个高斯分布可能的重叠情况

Fig. 6 The possible overlap conditions

对于图6(a)、图6(c)的情况,常规方法基本都可以很好地区分。主要关注图6(b)中部分重叠的情况,即要确定在两个分布重叠到什么程度时,才应该合并为一个。为计算两个高斯分布的重叠率,特做如下的定义,其直观描述如图7所示,图中 D_m, D_s 分别代表两个高斯分布混合前、后峰值点间的距离。

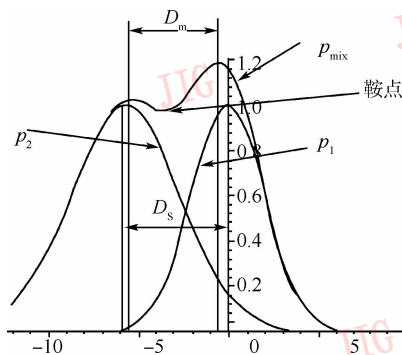


图7 重叠率计算示意图

Fig. 7 Overlap-Rate computing

定义 1^[13] 对于给定的两个高斯分布 p_1, p_2 的混合模型 p_{mix} , 它们的山脊曲线定义如下:

$$A_{x_1} B_{x_2} - A_{x_2} B_{x_1} = 0 \quad (2)$$

其中, $A_{x_i} = \frac{\partial}{\partial x_i} \left(-\frac{1}{2} (\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu}_1)^T \boldsymbol{\Sigma}_1^{-1} (\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu}_1) \right)$

$$B_{x_i} = \frac{\partial}{\partial x_i} \left(-\frac{1}{2} (\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu}_2)^T \boldsymbol{\Sigma}_2^{-1} (\mathbf{X} - \boldsymbol{\mu}_2) \right)$$

山脊曲线有以下 3 个重要特性:

- (1) 山脊曲线是一条双曲线或者已退化为直线;
- (2) 两个高斯分布 p_1, p_2 的均值, 混合模型混合概率 p_{mix} 的两个峰值点及鞍点 (Saddle) 所对应的 PDF 值都在山脊曲线 (双曲线) 的一个分支上;
- (3) p_{mix} 的两个峰值点及鞍点坐落在 p_1, p_2 的均值之间。

定义 2^[13] 对于给定的两个高斯分布 p_1, p_2 的混合模型 p_{mix} , 它们的重叠率 r 定义为与鞍点对应的 PDF 值和与低峰点对应的 PDF 值的比例, 即

$$r = \begin{cases} 1 & \text{PDF 只有一个峰} \\ \frac{p(X_{\text{saddle}})}{p(X_{\text{lower_peak}})} & \text{PDF 有两个峰} \end{cases} \quad (3)$$

为了计算重叠率, 需要在山脊线上找到以下这些特征点: 鞍点 X_{saddle} 及低峰点 $X_{\text{lower_peak}}$, 但由于直接利用式(2)进行求解得不到封闭解, 因此下面给出了一个数值算法。基于上述山脊曲线的 3 个重要特性, 就可以在两个高斯分布 p_1, p_2 的均值之间快速搜索出与特征点对应的 PDF 值 (如图 8 所示), 简要描述如下: 对于两个高斯分布 p_1, p_2 的均值之间的每个点, 如果 $[p(x_{i-1}) - p(x_i)] \times [p(x_{i+1}) - p(x_i)] > 0$, 且 $p(x_{i-1}) - p(x_i) > 0$, 则 x_i 为鞍点, 否则为峰值点。

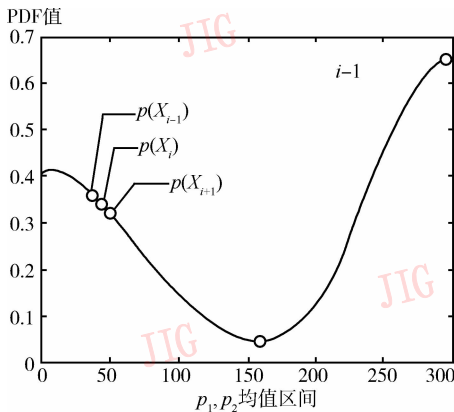


图 8 均值之间搜索峰值点、鞍点的 PDF 值
Fig. 8 Find the PDF value of peaks and Saddle

根据上述定义和特性, 结合快速搜索过程, 对于给定的两个高斯混合分布, 计算它们重叠率的过程如下:

算法 1 计算两个混合高斯分布的重叠率步骤如下:

- (1) 分别计算两个高斯分布的均值向量 $\boldsymbol{\mu}_1, \boldsymbol{\mu}_2$, 协方差矩阵 $\boldsymbol{\Sigma}_1, \boldsymbol{\Sigma}_2$ 及相关系数 α_1, α_2 ;
- (2) 根据式 $A_{x_1} B_{x_2} - A_{x_2} B_{x_1} = 0$ 来计算山脊曲线;
- (3) 在与 $\boldsymbol{\mu}_1, \boldsymbol{\mu}_2$ 对应的山脊线区间, 搜索与峰值及鞍点对应的 $p_{\text{mix}}(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^2 \alpha_i G_i(\mathbf{X}, \boldsymbol{\mu}_i, \boldsymbol{\Sigma}_i)$ 值;
- (4) 根据式(3) 计算两个混合高斯分布的重叠率。

根据上述重叠率直观的定义方法及计算算法, 可以将其应用于自底向上的分层聚类算法里面的类对间的相似性衡量。传统基于梯度图的分水岭算法经常是采用类对间的最大或最小距离, 这些算法一方面不适用于高斯分布, 同时衡量的数值区间大小并不确定, 这就造成很多困难, 如阈值确定、数值比较等。基于上述重叠率衡量算法的数值在 $[0, 1]$ 区间的特点, 这增强了类之间重叠的可衡量性及可比性。在获得初始分割后, 通过预先设定重叠率阈值, 就可以判断区域对的合并与否, 以克服过分割现象, 同时可用于停止层次合并的迭代过程。对于一给定的重叠率阈值 β , 通过

$$\text{Overlap} = \begin{cases} 0 & \text{如果 } r \leq \beta \\ 1 & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

就可以判断两个区域是否重叠和是否应该合并, 其中 0 代表不重叠, 1 代表重叠。

下面算法 2 中给出彩色图像分割的完整过程。

算法 2 基于分水岭和重叠率衡量融合策略的彩色图像分割算法——HWO, 其步骤如下:

- (1) 输入彩色图像, 设定统计直方图的格子大小 α 和重叠率阈值 β ;
- (2) 根据格子大小 α 进行 2 维直方图统计;
- (3) 运用分水岭算法填充 2 维直方图来获得初始图像分割结果, 并使每个分割类对应于一个高斯分布;
- (4) 运用算法 1 计算所有混合高斯分布两两之间的重叠率;
- (5) 根据式(4) 判断两两区域间是否重叠, 并合

并所有重叠的区域;

(6)更新分类结果,如果分类结果不再改变,则转到步骤(7),否则转到步骤(4);

(7)输出图像分割结果。

该算法能够自动确定分割类的最佳数量。在算法里面,所有两两区域可通过重叠率衡量来自动合并大于重叠率阈值的类,合并过程是在保持类对间明显区分的条件下终止的,也就是说,重叠率的控制给出了一种确定最佳分割类数量的自然方式。

上述基于重叠率的相似性衡量方法仅考虑了图像的颜色信息,即其仅通过该重叠率合并策略,虽可以将视觉相近的颜色合并起来,但为了使得分割结果更好地符合人的视觉感觉,可以结合初步的分割结果,并综合其他的相似性衡量手

段,如空间位置描述、形状描述等来进行区域块的融合。

3 实验结果及性能讨论

为了验证本文算法的分割性能及确定最佳参数,本文采用带有有人工分割的图像共享库^[17]进行了测试实验。文献[18]、[19]对该共享库做了详细描述。共享库中共有300幅自然拍摄的图片,其中训练图像100幅,测试训练图像200幅,每幅图片对应3~5幅的人工分割结果。不同人的分割结果虽然不一样,但整体分割结果具有很大的一致性(如图9(b)~9(f)所示)。因此,可将同一幅图像不同人的分割结果进行综合作为分割的标准(如图9(g)所示)。

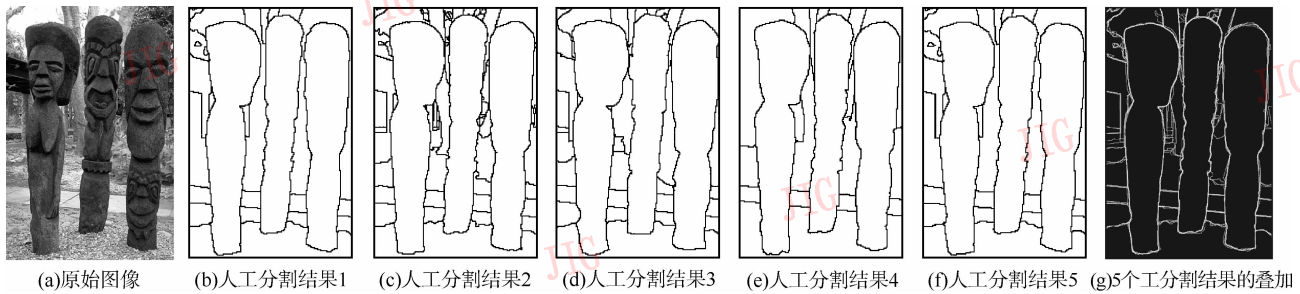


图9 人工分割结果及综合

Fig. 9 Segmentation results by different humans

在获得图像区域边缘图后,分割性能的衡量可采用分准率和分全率的综合系数的方法进行评价,分准率表示标记准确的边缘占有所有标记边缘的比例,分全率表示标记准确的边缘占有所有标准边缘的比例。标准边缘为所有人对同一幅图像进行人工分割的结果综合。分准率 P 和分全率 R 的综合系数定义^[19]为

$$F = \frac{PR}{(kR + (1 - k)P)} \quad (5)$$

综合系数反应了在分准率 P 和分全率 R 之间取舍的一种择中方案,这里 k 取0.5。

3.1 参数直方图格子大小 α 的确定

直观上说,直方图格子大小 α 描述了人对相近颜色数值的估计范围,可用于平滑直方图和去除噪声。不同格子大小对应着不同粒度的分割结果(如图10所示),图10(a)~10(j)为图9(a)在不同格子大小(1,2,...,10)下,根据本文算

法得到的图像的初始分割结果。对于每个分割结果,都可与标准分割结果进行比较计算来得到相应的分准率 P 、分全率 R 及综合系数 F (如图11所示),图中横坐标为分全率,纵坐标为分准率。比较每种分割下的综合系数 F ,最大的 F 对应于该幅图像的最佳分割,而相应的格子大小则为该图像分割的最适合的格子大小。由图11可见,在 $R=0.87$, $P=0.57$ 的情况下, F 值最大为0.69,此时对应的格子大小为4。

通过上述分析,参数直方图格子大小 α 的确定过程可描述如下:

算法3 确定直方图格子大小 α 参数,其步骤如下:

(1)对于带有标准分割的每一幅图像,获得相应的最适合的格子大小的方法为:

①应用本文算法(不包括重叠率衡量融合过程)来获得对应于 α 等于1到10的初始分割结果;

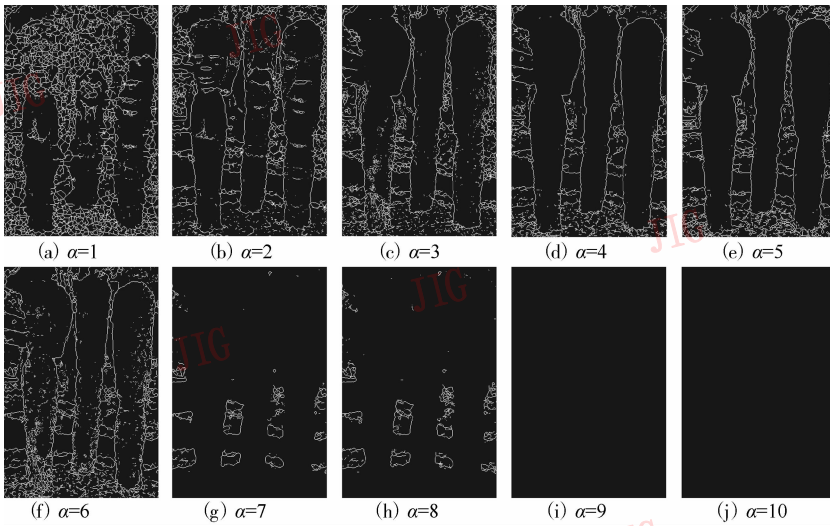


图 10 不同直方图格子大小下的分割结果
 Fig. 10 Segmentation result with different α value

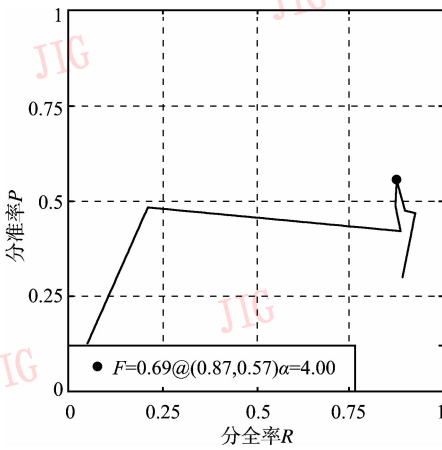


图 11 分全率-分准率曲线
 Fig. 11 Precise-recall curve

合适的。但对于一幅图像来说,在未知其相应标准分割的前提下,要确定最佳格子大小是困难的,建议格子大小在 2~4 之间取值,这将有较大可能性获得较好的分割结果。

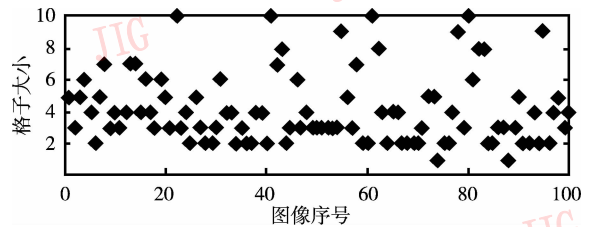


图 12 图像对应最佳格子大小的分布情况
 Fig. 12 The distribution of most adaptive α value

②对于每个分割结果,可参考标准分割来计算分全率 R 、分准率 P 和综合系数 F ;

③比较综合系数 F ,最大的 F 值即对应于该幅图像分割的最适合的格子大小;

(2)对与每一幅图像对应的格子大小进行统计,其中,具有最大频率的格子大小将作为参数的取值。

通过对训练集的 100 幅图像进行分割,并确定相应最适合的格子大小后,其格子大小分布情况如图 12 所示,由图 12 可见,格子大小主要分布于 2, 3, 4 格子大小区间,其分布频率分别为 23%, 24%, 19%, 频率总和为 66%。若采用最大频率的方案,则直方图格子大小 α 可确定为 3。

事实上,对每幅图像采用统一的格子大小是不

3.2 参数重叠率阈值 β 的确定

重叠率阈值 β 描述了人对类重叠的直观感觉,其可用于类对间是否重叠的判断。根据上述直方图格子大小 α 参数的确定过程,假设 α 已经确定,则格子大小 α 取值为最大频率值 3。类似于上述参数 α 的确定过程,确定参数 β 的过程描述如下:

算法 4 确定重叠率阈值 β 参数,其步骤如下:

(1)对于带有标准分割的每一幅图像,首先获得其在 $\alpha = 3$ 下的初始分割图像。

(2)对于每一幅的图格子大小 $\alpha = 3$ 下的初始分割图像

①应用本文算法的重叠率融合策略来获得其重叠率阈值 β 等于 0.1 到 0.9 下的分割结果;

②对每个分割结果,再参考标准分割来计算分全率 R 、分准率 P 和综合系数 F ;

③比较综合系数 F ,最大的 F 对应于该初步分割结果融合时,所应取的最适合的重叠率阈值的。

(3)对与每一幅分割图像对应的重叠率阈值大小进行统计,其中具有最大频率的重叠率阈值将作为参数的取值。

通过对训练集的 100 幅图像,在 $\alpha = 3$ 下进行初步分割,并获得每幅初步分割图像在融合时最适合的重叠率阈值的取值后,其阈值分布情况如图 13 所示,最适合的重叠率阈值主要分布在 0.1, 0.2, 0.3,其分布频率分别为 18%, 25%, 13%, 频率总和为 56%。如果采用最大频率的方案来确定重叠率阈值,则重叠率阈值 β 确定为 0.2。

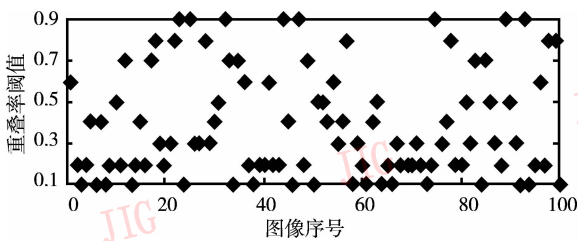


图 13 图像在 $\alpha = 3$ 下对应的最佳重叠率阈值分布情况

Fig. 13 The distribution of most adaptive β value

3.3 分割效果性能评估

在确定上述两个参数后,再取测试集中的 200 幅图像进行分割性能评估。200 幅图像同样将人工分割结果作为标准,在采用参数 $\alpha = 3, \beta = 0.2$ 对 200 幅图像进行分割后,再计算其相应的分全率 R 、分准率 P 和综合系数 F (如图 14 所示)。从图 14(a)可见,本文算法的分全率主要集中于 0.6 ~ 0.9 之间,而从图 14(b)可见,分准率主要集中于 0.45 ~ 0.7 区间,这说明本文算法分准率还有待进一步提高,以提高综合系数 F 。

如图 14(c)所示,对各图像的分割结果进行评估的综合系数 F 取平均值为 $\bar{F}_{\text{HWO}} = 0.609$,而采用类似方法对每个人的分割结果进行评估,其综合系数为 0.79^[19]。

其他方法下的分割性能指标可参考文献[19]。采用本文算法评估所得的综合系数略高于采用颜色梯度的方法 ($F = 0.57$),但低于综合亮度、颜色和纹理梯度的方法 ($F = 0.65$)。其原因在于文献[19]所采用的基于各种梯度的方法是一类属于基于边缘的分割方法,它虽可通过边缘检测算子标示出图像在灰度、色彩、纹理等方面的不连续的位置,但是边缘检测得到的目标图像并不能用作分割结果,还必须采用后续的处理将

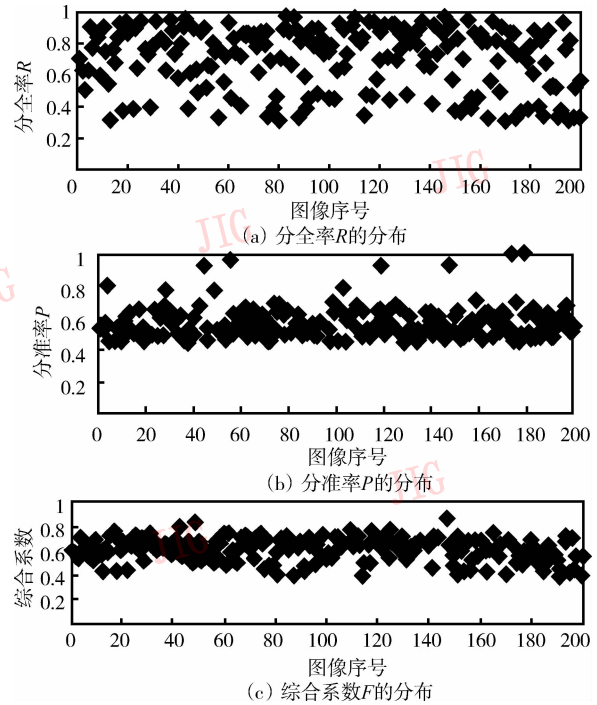


图 14 在参数 $\alpha = 3, \beta = 0.2$ 下对 200 幅测试图像的分割评估

Fig. 14 The segmentation evaluation of 200 images

边缘合并为边缘链。由于本文算法是一种区域分割,因此分割结果可直接转换成合并的边缘链。

3.4 分割时间性能评估

本文提出的 HWO 方法除了具有较好的分割效果,能解决过分割问题外,而且在时间上较传统的基于梯度图的分水岭图像分割算法(HWP)也有了很大提高,表 1 为对测试集中的 200 幅图像进行分割时,不同处理阶段的平均时间,实验硬件环境为 P4CPU 3.0GHz,内存 1G,软件环境为 Redhat9.0 和 Matlab7.0。本文提出的 HWO 方法的总运行时间包括 4 部分,即颜色空间转换时间(T_1)、提取 2 维直方图时间(T_2)、分水岭算法分割时间(T_3)、类重叠合并时间(T_4),而 HWP 方法的总运行时间包括均值滤波时间(B_1)、提取梯度图时间(B_2)、分水岭算法分割时间(B_3)3 部分,实际上应包括 4 个部分,还应再加上对区域进行重叠合并的时间,但由于传统方法易产生过分割现象,致使该步骤时间比较长,故先暂时不考虑。从实验结果可知,本文方法的 $T_2 + T_3 \ll B_2 + B_3$,时间上大概为传统方法的 1/3,可见本文方法分割速度较传统方法有了极大的提高,如果再加上本文方法的重叠合并时间与传统方法过分割结果的合并时间的比较,时间性能比将更上一个数量级。

表 1 分割时间性能比较

Tab. 1 Time performance comparisons

不同方法运行时间(s)								
HWO 方法				HWP 方法			$T_2 + T_3$	$B_2 + B_3$
T_1	T_2	T_3	T_4	B_1	B_2	B_3		
0.84	0.07	0.01	1.67	0.01	0.04	0.19	0.08	0.23

3.5 过分割问题的解决

下面再通过一个示例来说明本文算法如何解决过分割问题。如图 15 所示,在关于马图像的分割过程里,图 15(a)为原始图像,当对图像进行 2 维直方图统计后,直观上观察有 4 个凸峰(如图 15(b)所示),但重叠程度较大。经分水岭算法填充,并经高斯拟合表示后的图像如图 15(c)及图 15(d)所示,

由图 15(c)、(d)可见,重叠的直观感觉更加明显。根据上述重叠率衡量算法,即可计算出所有区域对间的重叠率。如表 2 所示,如果采用较大的重叠率阈值 $\beta = 0.6$,则区域对 $\langle 1, 2 \rangle$ 将被合并,分割结果如图 15(e)所示,将分割结果区域结合原始图像独立显示出来的图像如图 15(g)所示。如果采用上述训练获得的阈值 $\beta = 0.2$,那么区域对 $\langle 3, 4 \rangle$ 也将合并。事实上,当用人工对图像进行分割时,在有明显前景的前提下,经常把区别不大的背景混在一起。图 15(f)是梯度图分水岭算法的分割结果,由于它导致了严重的过分割现象,因此即使再运用区域合并方法,也已经很难得到好的分割效果。该实验说明了本文算法具有解决过分割问题的能力。

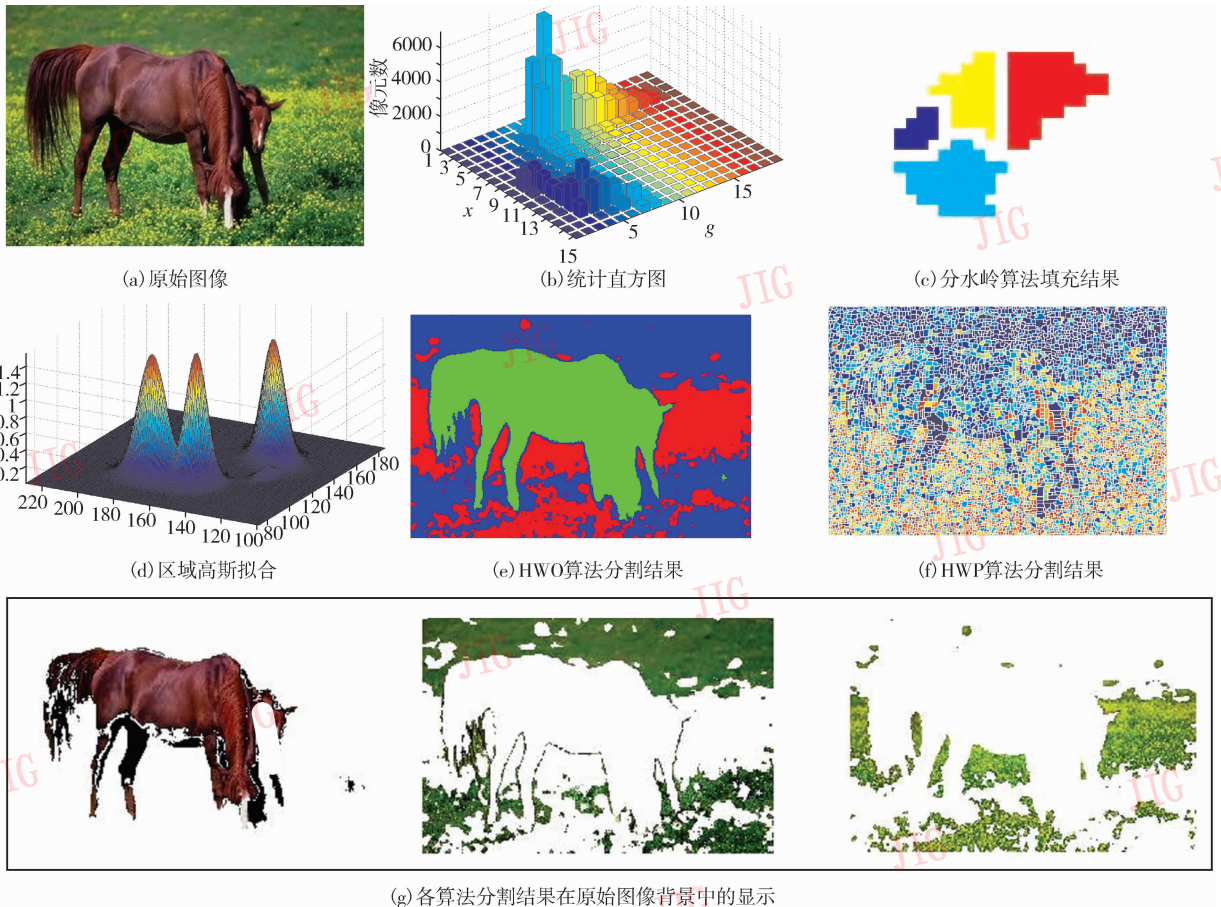


图 15 马图像分割过程、结果及比较

Fig. 15 Segmentation process, result and comparison

表 2 马图像初步分割后区域间的重叠率

Tab. 2 Overlap-rate of initial segmentation regions

区域对	1,2	1,3	1,4	2,3	2,4	3,4
重叠率	0.634 6	0.013 7	0	0.000 1	0.002 5	0.312 6

4 结 论

本文提出了一种基于分水岭和重叠率衡量分层

融合策略的彩色图像分割新算法——HWO,由于该算法在统计直方图上运用分水岭算法,因此避免了由于图像含有不同程度的噪声及细节信息,以及直接在梯度图像运用分水岭算法所造成的过分割问题。

由于本文算法将分水岭算法的分割结果与高斯分布结合起来,并运用有效的重叠率衡量手段对区域进行融合,进一步对过分割问题进行了改进,从而使过分割问题得到很好的解决,且具有较强的抗噪能力。

文中对于算法涉及的直方图格子大小 α 和重叠率阈值 β 两个参数,则借助带有人工分割的图像共享库,通过大量的实验进行确定,首先获得了适合的取值区间,并给出了推荐取值;然后在推荐的取值下对测试图像进行分割及进行性能评估,实验结果表明,算法可解决过分割问题,评估所得的分准率及分全率综合衡量系数为0.609,而人工分割下的综合衡量系数为0.79。同时新方法的分割速度较传统方法也有了较大提高。

参考文献 (References)

- Vincent L, Pierre S. Watersheds in digital spaces: An efficient algorithm based on immersion simulations[J]. IEEE Transactions of Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1991, **13**(6):583 ~ 598.
- Black M J, Sapiro G, Marimont D H, et al. Robust anisotropic diffusion[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, **7**(3): 421 ~ 432.
- Lotufo R, Silva W. Minimal set of markers for the watershed transform [A]. In: Proceedings of International Symposium on Mathematical Morphology [C], Sydney, Australia, 2002;359 ~ 368.
- Haris K, Efstratiadis S N, Maglaveras N, et al. Hybrid image segmentation using watersheds and fast region merging [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, **7**(12): 1684 ~ 1699.
- Cui Ming, Sun Shou-qian, Pan Yun-he. An image region merging algorithm based on modified fast watershed transform[J]. Journal of Computer Aided Design & Computer Graphics, 2005, **17**(3): 546 ~ 552. [崔明,孙守迁,潘云鹤.基于改进快速分水岭变换的图像区域融合[J].计算机辅助设计与图形学学报,2005,**17**(3): 546 ~ 552.]
- Wang D. A multi-scale gradient algorithm for image segmentation using watershed [J]. Pattern Recognition, 1997, **30**(12): 2043 ~ 2052.
- Zhao Chen-guang, Song Li-wei, Zhuang Tian-ge. A hierarchical image segmentation algorithm using dissimilarity between neighboring watershed regions [J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2004,**38**(9):1489 ~ 1491. [赵晨光,宋利伟,庄天戈.基于分水岭区域差异性的多级图像分割[J].上海交通大学学报,2004,**38**(9): 1489 ~ 1491.]
- Park J, Keller J M. Snakes on the watershed[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, **23**(10): 1201 ~ 1205.
- Li Li-qin, Gao Huan-wen, Zhou Xing-xiang. Study on initial contour selection of Snake model [J]. Computer Engineering and Application, 2004,**40**(11):43 ~ 45. [李丽勤,高焕文,周兴祥. Snake模型初始轮廓选取的研究[J].计算机工程与应用,2004,**40**(11):43 ~ 45.]
- Hongwei Z, Otman B, Fakhri K. Fuzzy integral based region merging for watershed image segmentation [A]. In: Proceedings of the 10th IEEE International Conference on Fuzzy System [C], Melbourne, Australia, 2001, **1**: 27 ~ 30.
- Gong Jian. Hierarchical image segmentation based on watershed filtering and fuzzy cluster [J]. Journal of First Military Medical University, 2004, **24**(3): 32 ~ 33. [龚剑.一种基于分水岭和模糊聚类的多级图像分割算法[J].第一军医大学学报,2004,**24**(3): 32 ~ 33.]
- Aitnouri El, Dubeau F, Wang S, et al. Controlling mixture component overlap for clustering algorithms evaluation [J]. Journal of Pattern Recognition and Image Analysis, 2002, **12**(4): 331 ~ 346.
- Wang S, Sun H. Measuring overlap-rate for cluster merging in a hierarchical approach to color image segmentation [J]. International Journal of Fuzzy Systems, 2004, **6**(3):147 ~ 156.
- Jiang Q, Aitnouri El, Wang S, et al. An automatic algorithm for ship detection in SAR images using PNN [J]. Canadian Journal of Remote Sensing, 2000, **26**(4):297 ~ 305.
- Hong Z L, Jiang Q, Dong H L, et al. An improved FCM-based model for urban change detection using high-resolution remotely sensed images [A]. In: Proceedings of the Fourth International Conference on Environmental Informatics [C], Xiamen, China, 2005,**3**:352 ~ 359.
- Dai S Y, Zhang Y J. Unbalanced region matching based on two-level description for image retrieval [J]. Pattern Recognition Letters, 2005, **26**(5):565 ~ 580.
- The Berkeley Segmentation Dataset and Benchmark [EB/OL]. <http://www.eecs.berkeley.edu/Research/Projects/CS/vision/grouping/segbench/>.
- Martin D, Fowlkes C, Tal D, et al. A database of human segmented natural images and its application to evaluating segmentation algorithms and measuring ecological statistics [A]. In: Proceedings of Eighth International Conference on Computer Vision [C], Vancouver, Canada, 2001, **2**: 416 ~ 423.
- Martin D R, Fowlkes C C, Malik J. Learning to detect natural image boundaries using local brightness, color, and texture cues [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004,**26**(5): 530 ~ 549.