

矩不变调整的二维 Shannon 熵图像分割及其快速实现

张新明 李双群 郑延斌

(河南师范大学计算机与信息技术学院 新乡 453007)

摘要 为了克服二维 Shannon 熵阈值法的缺陷,提出了一种使用矩不变法来调整二维直方图斜分 Shannon 熵的阈值分割方法。首先将二维直方图斜分原理运用到两种 Shannon 熵阈值法中,然后利用矩不变法从两种熵阈值法获取的阈值中选择最佳阈值,并提出二维直方图斜分 Shannon 熵阈值法的一般递推算法,最后将二维直方图分布特性与这种算法有机结合得到新型快速的递推算法。实验结果表明,提出的方法不仅分割效果优于当前的二维直方图斜分的最大熵阈值法,而且运行速度更快,约快 4 倍。

关键词 图像分割, 阈值化, 二维直方图斜分, 矩不变法, Shannon 熵

中图分类号 TP391.41, TN911.73 **文献标识码** A

Preserving-Moment Principle-based 2-D Shannon Entropy Image Thresholding Method and its Fast Recursive Implementation

ZHANG Xin-ming LI Shuang-qun ZHENG Yan-bin

(College of Computer and Information Technology, Henan Normal University, Xinxiang 453007, China)

Abstract In order to overcome the drawbacks of the 2-D Shannon entropy image thresholding method, a preserving-moment-modified Shannon entropy image thresholding method based on 2-D histogram oblique segmentation was presented. First the two thresholding methods based on Shannon entropy were formulated by the oblique line which is perpendicular to the main diagonal; then the optimal threshold was chosen from the thresholds obtained from these methods using the preserving-moment principle, and its recursive algorithm of the method based on 2-D histogram oblique segmentation was inferred, finally the features of 2-D histogram and the algorithm were combined to get a novel recursive algorithm. Experimental results show that the proposed method's segmentation performance is much better and its running speed is about four times faster, compared with the current maximum entropy method based on 2-D oblique segmentation.

Keywords Image segmentation, Thresholding, 2-D histogram oblique segmentation, Moment-preserving principle, Shannon entropy

1 引言

阈值分割方法因其简单、计算量小、性能较稳定而成为图像分割中应用最广泛的技术^[1],其关键是如何选取阈值,以获得最佳分割效果。大多数阈值分割法是基于图像的一维灰度直方图来选取最佳阈值,其中基于熵的阈值法是一类重要的阈值分割方法。在较早提出并进行定性和定量比较研究的有代表性的阈值选取方法中,由 Kapur 等人^[2]提出的最大 Shannon 熵法因对不同信噪比和不同大小的目标均能产生较好的分割效果且简单有效,而成为实际中常被选用的方法(此方法本文简称 Kapur 方法, One-dimensional Kapur Method, OKM)。Sahoo 等人^[3]从最小化目标类与背景类 Shannon 熵差异的角度提出另外的思路(本文简称 Sahoo 方法)。一维直方图虽然处理速度快,但不能反映图像的局部空间信息。当

图像受到噪声干扰、光照不均匀等因素影响时,难以获得满意的分割效果,甚至产生错误分割。因此, Abutaleb^[4] 和 Brink^[5] 分别将最大 Shannon 熵法拓展到二维情况,其效果较一维方法有明显改善。但同时由于最大熵法涉及对数运算,且搜索空间扩大到二维,其复杂度大幅增加,难以实时处理,因此,文献^[6,7]提出了快速递归二维熵阈值法,将其时间复杂度从 $O(L^4)$ 减少为 $O(L^2)$ 。但这些基于二维直方图选取阈值的算法几乎都采用分别与两坐标轴平行并相互垂直的十字线将二维直方图直分成 4 个矩形区域,计算时仅考虑分别对应于目标内部和背景内部的 2 个沿对角线的矩形区域。由于基于区域直分的阈值选取方法及其快速算法在计算过程中采取了一定的近似,使得分割结果不一定准确。吴一全等人^[8]提出了一种二维直方图区域斜分法,即在计算阈值时考虑了所有区域,并采用与主对角线垂直的斜线按灰度级与邻域平

到稿日期:2011-02-28 返修日期:2011-05-01 本文受国家自然科学基金项目(60873104)和河南省重点科技攻关项目(102102210180)资助。
张新明(1963—),男,硕士,副教授,主要研究方向为数字图像处理、模式识别和智能优化算法等, E-mail: xinmingzhang@126.com; 李双群(1977—),男,硕士生,讲师,主要研究方向为数字图像处理、粗糙集理论和粒计算; 郑延斌(1964—),男,博士,教授,主要研究方向为图形图像技术、虚拟现实和人工智能等。

均灰度级之和的大小进行阈值分割,然后导出了基于二维直方图区域斜分阈值选取公式及其快速递推算法。将这种方法用于 Brink 提出的二维 Shannon 熵阈值选取公式中,获得了成功,尤其分割时间大幅度下降。因此本文首先将二维直方图斜分原理用于 Kapur 方法和 Sahoo 方法中得到两种斜分法,考虑其各有不足,所以利用矩不变法^[9,10]来选择二者获取的阈值以便获得最佳阈值,然后提出了二维直方图斜分 Shannon 熵阈值法的一般递推算法,并在此基础上利用二维直方图的特性推导出新型快速的递推算法来进一步降低计算复杂度,以便得到一个统一、快速和分割效果更好的二维 Shannon 熵阈值分割方法。

2 二维直方图斜分的 Shannon 熵阈值分割方法

2.1 二维直方图区域斜分原理

设 $f(x, y)$ ($1 \leq x \leq M, 1 \leq y \leq N$) 是一幅大小为 $M \times N$ 的图像,在每个像素点处计算 $K \times K$ 邻域的平均灰度值,得到一幅平滑的图像 $g(x, y)$,二者灰度级都为 $0, 1, \dots, L$ 。其中 L 一般取 255; K 为邻域宽度,取大于 1 的奇数,其值常取为 3。 $f(x, y)$ 和 $g(x, y)$ 组成的二元组 (i, j) 在图像和其邻域图像中出现的概率为 $p(i, j) = r(i, j) / (M \times N)$, $i, j = 0, 1, \dots, L$; $r(i, j)$ 是 (i, j) 出现的频数。显然, $0 \leq p(i, j) \leq 1$ 且 $\sum_{i=0}^L \sum_{j=0}^L p(i, j) = 1$ 。以上得到的二维直方图如图 1(a) 所示,它是一个 256×256 的矩阵。二维斜分法^[8]采用与主对角线垂直的一条斜线段 $j = -i + T$ ($g = -f + T, T$ 为阈值, $0 < T \leq 2L$) 将区域分成 1 区和 2 区,分别代表目标和背景两个类,如图 1(b) 所示。按图像灰度级与邻域平均灰度级之和的大小对图像进行分割。

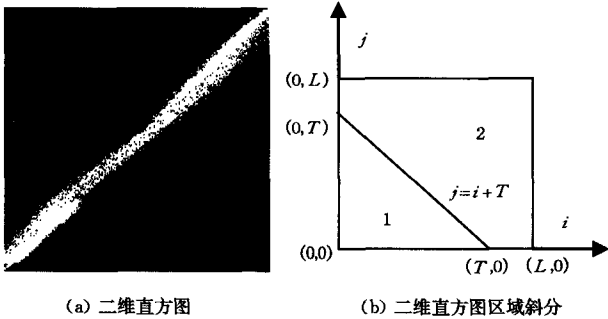


图 1 二维直方图

设分割后的图像为 f_s , 图像灰度仅取 0 和 255 两个值,依据上述二维斜分法的定义,有如下分割:

$$f_s = \begin{cases} 0, & f(x, y) + g(x, y) \leq T^* \\ 255, & f(x, y) + g(x, y) > T^* \end{cases} \quad (1)$$

2.2 二维直方图区域斜分的 Shannon 熵分割法

对于图 1(b), 二维直方图斜分的 Shannon 熵阈值化方法描述如下: 斜线 $j = -i + T$ 分成的两个区域 1 和 2 分别表示目标和背景, 目标和背景出现的概率分别为 $p_1(T)$ 和 $p_2(T)$

$$p_1(T) = \sum_{(i,j) \in 1} p(i, j), p_2(T) = \sum_{(i,j) \in 2} p(i, j) \quad (2)$$

且满足 $p_1(T) + p_2(T) = 1$ 。

图 1(b) 中 1 区的信息熵为

$$H_1(T) = \sum_{(i,j) \in 1} [p(i, j) / p_1(T)] \log [p(i, j) / p_1(T)] = \log [p_1(T)] + h_1(T) / p_1(T) \quad (3)$$

图 1(b) 中 2 区的信息熵为

$$H_2(T) = \sum_{(i,j) \in 2} [p(i, j) / p_2(T)] \log [p(i, j) / p_2(T)] = \log [p_2(T)] + h_2(T) / p_2(T) \quad (4)$$

其中,

$$h_1(T) = - \sum_{(i,j) \in 1} p(i, j) \log [p(i, j)] \quad (5)$$

$$h_2(T) = - \sum_{(i,j) \in 2} p(i, j) \log [p(i, j)] \quad (6)$$

且 $h_1(T) + h_2(T) = h_T$,

$$h_T = - \sum_{i=0}^L \sum_{j=0}^L p(i, j) \log [p(i, j)] \quad (7)$$

以上 $(i, j) \in 1$ 表示 (i, j) 坐标点属于图 1(b) 中的 1 区, $(i, j) \in 2$ 表示 (i, j) 坐标点属于图 1(b) 中的 2 区。

Kapur 等人^[2]提出将目标和背景先验熵之和作为准则函数, 即

$$H_k(T) = H_1(T) + H_2(T) \quad (8)$$

所获得的最佳阈值是

$$T_k^* = \text{Arg} \max_{0 < T \leq 2L} H_k(T) \quad (9)$$

以上方法简称二维 Kapur 斜分法 (Two-dimensional Oblique Segmentation Kapur Method, TOSKM)。

Sahoo 等人^[3]通过最小化目标和背景类先验熵之差选择合适的分割阈值, 对应的目标函数为

$$H_s(T) = |H_1(T) - H_2(T)| \quad (10)$$

最佳阈值的选取是

$$T_s^* = \text{Arg} \min_{0 < T \leq 2L} H_s(T) \quad (11)$$

以上方法简称二维 Sahoo 斜分法 (Two-dimensional Oblique Segmentation Sahoo Method, TOSSM)。

Brink 基于二维灰度直方图提出一种准则函数, 即对 $H_1(T)$ 和 $H_2(T)$ 取小, 然后再取最大。吴一全等人^[8]正是将此准则函数运用到二维斜分法中, 获得二维直方图区域斜分的最大熵阈值分割算法。

$$H_B(T) = H_k(T) - H_s(T) \quad (12)$$

$$T_B^* = \text{Arg} \max_{0 < T \leq 2L} H_B(T) \quad (13)$$

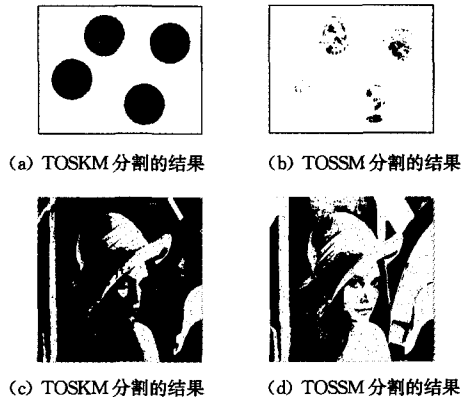


图 2 两种方法对 Eight 和 Lena 分割的结果

式(12)的推导详见文献[11]。在连续情况下, Sahoo 选择准则和 Brink 选择准则获得的阈值是相同的。考虑到实际的灰度直方图是离散的, 两种选择准则获得的结果会有一定的差异。但对绝大部分图像, 这两个选择准则常常会得到一样或相差不大的阈值。所以, 基于 Shannon 熵的二维斜分法其实只有两种: 二维 Kapur 斜分法和二维 Sahoo 斜分法。由于前者是两类熵之和取最大为准则来获取阈值, 而后的阈值是两类熵之差取最小来获取的, 即此阈值的获取是在两类熵尽可能相同时。所以两种方法获取的阈值不一定相同, 导

致分割效果也不同,有时出现一种方法获取了较好分割效果的阈值,而另一种方法得到了分割效果较差的阈值,甚至出现分割失败的结果。所以,如果单独使用一种选择准则,就会在某些应用场合出现分割效果不佳或者分割失败。例如图2所示,对于Eight图片(见图3(a)),TOSSM没能分割出目标(见图2(b)),而对于Lena图片(见图4(a)),TOSKM分割效果不好(见图2(c))。那么在两种分割方法中如何舍弃分割效果较差的阈值,避免分割不佳或者分割失败?本文采用矩不变法来选择最佳阈值,以便获得最佳的分割效果。

3 矩不变调整二维 Shannon 熵斜分法

3.1 矩不变法获取的阈值

采用矩进行阈值化的基本原理^[9],就是在阈值化前后保持两个图像的亮度矩不变。即设阈值化图像有两个亮度值 h_1 和 h_2 ,且每个亮度值分别有 l_1 和 l_2 个像素,那么这个二值图像的 u 阶亮度矩为

$$m_u' = \sum_{i=1}^2 c_i (h_i)^u, u=0,1,2,\dots \quad (14)$$

式中, $c_i = l_i/n$ ($i=1,2$)。若要保持二值分割前后的亮度矩不变,则

$$m_u' = m_u, u=0,1,2,\dots \quad (15)$$

由式(15)可得到含有4个未知量 c_1, c_2, h_1 和 h_2 的方程式:

$$\begin{cases} c_1 + c_2 = 1 \\ c_1 h_1 + c_2 h_2 = m_1 \\ c_1 h_1^2 + c_2 h_2^2 = m_2 \\ c_1 h_1^3 + c_2 h_2^3 = m_3 \end{cases} \quad (16)$$

那么,首先由式(16)求解 c_1 :

$$c_1 = \frac{a + \sqrt{a^2 - 4b} - 2m_1}{2\sqrt{a^2 - 4b}} \quad (17)$$

式中, $a = \frac{m_3 - m_1 m_2}{m_2 - m_1^2}, b = \frac{m_1 m_3 - m_2^2}{m_2 - m_1^2}$ 。

最后由式(18)得到阈值 t_1 。

$$c_1 = \frac{1}{n} \sum_{s_k \leq t_1} n_k \quad (18)$$

3.2 矩不变法选择二维 Shannon 熵斜分法的最佳阈值

矩是随机变量的数学特征。矩法是由Karl Pearson在1894年引入的参数点估计算法,其基本思想是:样本取自总体,样本的矩在一定程度上反映了总体的矩,因此可以用样本矩函数的估计作为相应的总体矩函数的估计量。具体做法是:样本矩作为相应总体矩的估计量,以样本矩的函数作为相应的总体矩同样函数的估计量。从统计学观点来看,图像可以看作是二维随机过程(随机场)中的一个样本,这个样本可以看作是理想图像的模糊视觉,其特性反映了总体的特性。从统计的角度来看,分割就是由样本估计总体的特征,由样本的分布估计总体的分布,分割本身也是对整体的一种描述和估计,是一个参数估计的问题,可以用参数估计的方法进行目标图像的分割。也就是说,矩不变法是根据样本估计总体的特性推导而出的,是根据图像的整体信息进行图像分割。那么一旦图像整体信息确定,矩不变法得到的阈值就确定了,即矩不变法获取的阈值是图像的一种特性,我们称为图像的矩不变分割特性。从以上分析可知,此特性有如下的特点:第一,由于使用矩不变法获取的阈值无须迭代、运算速度快,因

此获取此特性计算复杂度低;第二,此特性忽略了细节,反映图像灰度信息的整体状况。因此可以使用此特性来选择二维Shannon熵斜分法的最佳阈值,其主要思想是舍弃更偏离矩不变分割特性的阈值。具体做法如下。

首先,由矩不变法得到阈值 t_1 。为了使 t_1 具有可比性,令 $t = 2 * d * t_1$,其中 d 为调节参数,取0.95左右。

然后,由TOSSM和TOSKM分别得到阈值 T_s^* 和 T_k^* 。

最后,判断 $|t - T_s^*|$ 和 $|t - T_k^*|$ 的大小。如果 $|t - T_s^*| < |t - T_k^*|$,说明 T_k^* 更偏离 t ,更远离图像灰度信息的整体状况,那么应舍弃 T_k^* ,最佳阈值 T^* 为 T_s^* ;反之,说明 T_s^* 更偏离 t ,应舍弃 T_s^* ,最佳阈值 T^* 为 T_k^* 。这种比较是相对比较,如此能有效地舍弃分割效果较差的阈值,使分割效果提高。

矩不变法建立在一维灰度直方图上,难以拓展到二维,即它是一维分割法。正如本文引言所述,一维分割法对于存在噪声干扰的图像难以获得满意的分割效果。但本文利用矩不变法运行速度快和其阈值反映图像信息整体情况的优势,对其调整二维Shannon熵斜分法的阈值,充分发挥其作用。

4 新型快速的二维 Shannon 熵递推算法

不管是二维Kapur斜分法还是二维Sahoo斜分法,都需要计算 $p_1(T), h_1(T)$ 和 h_T ,不同的是需要对各自目标函数的计算和各自最佳阈值的选择。所以对于两种方法只需计算 $p_1(T), h_1(T)$ 和 h_T 一次。但对于同一幅图像, h_T 是固定的,所以只需要递推计算出 $p_1(T)$ 和 $h_1(T)$ 。而对于每一个阈值 T ,如果每次计算目标函数都重新从 $(0,0)$ 点开始逐点累加计算 $p_1(T)$ 和 $h_1(T)$,势必造成大量的重复计算,计算复杂度都为 $O(L^2)$,而共有 $2L$ 个阈值 T ,从而使总的计算复杂度达到 $O(L^3)$ 。其实,只要分别利用前面得到的 $p_1(T-1)$ 和 $h_1(T-1)$,再加上直线段 $j = -i + T$ 上各点相应的值之和即可。下面给出上述基于二维直方图区域斜分的Shannon熵阈值选取方法的一般递推算法,其大大消除了重复计算,减少了运算量。与文献[8]不同,此算法不管在1区还是2区都一直使用 $p_1(T)$ 和 $h_1(T)$ 递推,不需要对 $p_2(T)$ 和 $h_2(T)$ 递推,这样方便编程。该算法描述如下。

当 $0 < T \leq L$ 时,

$$p_1(T) = \sum_{(i,j) \in \Omega} p(i,j) = p_1(T-1) + \sum_{i=0}^{T-1} p(i, T-i) \quad (19)$$

$$\begin{aligned} h_1(T) &= \sum_{(i,j) \in \Omega} p(i,j) \log[p(i,j)] \\ &= h_1(T-1) + \sum_{i=0}^{T-1} p(i, T-i) \log[p(i, T-i)] \end{aligned} \quad (20)$$

当 $L < T \leq 2L$ 时,

$$p_1(T) = \sum_{(i,j) \in \Omega} p(i,j) = p_1(T-1) + \sum_{i=T-L}^{L-1} p(i, T-i) \quad (21)$$

$$\begin{aligned} h_1(T) &= \sum_{(i,j) \in \Omega} p(i,j) \log[p(i,j)] \\ &= h_1(T-1) + \sum_{i=T-L}^{L-1} p(i, T-i) \log[p(i, T-i)] \end{aligned} \quad (22)$$

为了更进一步提高上面一般递推算法的速度,结合二维直方图概率分布的特点,本文再做了两点改进。叙述如下。

分析二维直方图(见图1(a)),得到如下特性:1)二维直方图中,零元素较多。2)沿着主对角线存在灰度概率分布,而远离主对角线其概率为零。利用这些特点修改上面的递推算法。第一,利用第一特点,当 $p(i,j) = 0$ 时, $p_1(T)$ 和 $h_1(T)$ 递推算法无需进行加法、乘法和对数运算,这样大大减少了无效

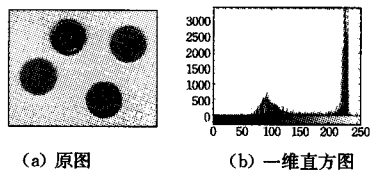
的运算,加快了分割速度。第二,在以上递推算法中, T 是从0到 $2L$ 递推的,需要递推 $2L$ 次;但往往待分割的图像和其邻域图像的实际灰度级数小于256。所以,为了更进一步减少时间,先确定 T 的取值范围,令 T_{\min} 和 T_{\max} 分别是 T 的下界和上界。在这里是以 $p_1(T)$ 不等于零和一来确定上界和下界,因为如 $p_1(T)$ 为1, $p_2(T)$ 为零;当 $p_1(T)$ 或 $p_2(T)$ 为零时,式(3)和式(4)无意义。这种确定上下界的过程也相当简单和快捷。利用第二个特点从直方图的主对角线始端开始向末端推进,当垂直于主对角线的直线上有一个点的 $p(i,j)$ 不等于0时,就确定 T_{\min} ;而从直方图的主对角线末端开始向始端推进,当垂直于主对角线的直线上有一个点的 $p(i,j)$ 不等于0时,就确定 T_{\max} 。然后,在上面算法中,递推算法不是从0开始,而是从 T_{\min} 开始,结束不是在 $2L$,而是在 T_{\max} 。因为 $T_{\max}-T_{\min}+1 \leq 2L$,这样减少了总递推次数。

5 仿真实验及分析结果

为了验证本文提出的二维 Shannon 熵斜分法和快速算法的有效性,用其分割图像,并将其分割的结果与 TOSKM, TOSSM 和 OKM 进行比较。限于篇幅,本文仅使用3幅图片作为示例说明。这3幅图片原图、对应的一维直方图如图3至图5的(a)和(b)所示,OKM, TOSKM 或 TOSSM 和本文方法分割的结果如图3至图5的(c)、(d)和(e)所示。表1是每幅图片的参数值(大小和搜索范围如表1第二列到第三列所示,叠加噪声的情况见第五列,其中高斯噪声均值为0、方差为1%)、4种分割方法获取的阈值和两种递推算法的运行时间。算法采用 MATLAB6.5 实现,所有实验在 AMD Athlon 64 X2 主频为 2.7G 的 CPU 和内存为 2G DDR RAM 的机器上进行。

从分割的结果看,在3幅图像中,OKM 分割效果差,尤其抗噪性差,如图3至图5的(c)所示,这证明了一维熵阈值法分割效果劣于二维熵阈值法。对于图3,TOSSM 不能有效

地将目标和背景区分开来, TOSKM 的分割效果较好。本文方法的阈值,通过与矩不变分割特性比较选择 T_k^* , 即 $t=2 * 153 * 0.95=290.7, |t-T_k^*|=125.7 > |t-T_k^*|=64.3$, 所以选择 T_k^* , 取得了好的分割效果,将目标与背景有效地分割开来。对于图4和图5, TOSKM 的分割效果都不理想, TOSSM 有较好的分割效果。而本文方法的阈值,通过与矩不变分割特性比较选择 T_k^* , 从而获得较好的分割结果。



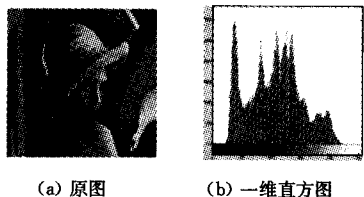
(a) 原图

(b) 一维直方图



(c) OKM 分割的结果 (d) TOSSM 分割的结果 (e) 本文方法分割的结果

图3 Eight 图像、直方图及其分割结果



(a) 原图

(b) 一维直方图



(c) OKM 分割的结果 (d) TOSKM 分割的结果 (e) 本文方法分割的结果

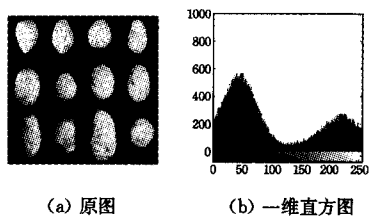
图4 Lena 图像、直方图及其分割结果

表1 图片参数、不同分割方法获取的阈值以及两种算法所运行的时间/秒

测试图像	图像参数				t_1	4种方法获取的阈值				运行时间/s	
	大小	T的取值范围	非零数	加噪情况		TOSSM	TOSKM	本文方法	OKM	本文快速算法	文献[8]算法
Eight.tif	242×308	117~490(374)	5048	无噪声	153	165	355	355	210	0.0169	0.0802
Lena.tif	512×512	22~474(453)	9733	椒盐(1%)	113	213	283	213	141	0.0203	0.0830
Potatoes.jpg	256×256	0~509(510)	15625	高斯(1%)	106	228	158	228	93	0.0231	0.0867

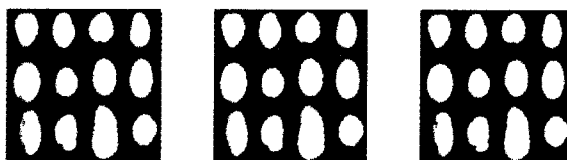
表1倒数两列,列出了在3幅图片上每幅图片运行两种算法(文献[8]的递推算法和本文提出的快速算法)1000次所花费的平均时间。从这些运行时间看,采用文献[8]二维斜分递推算法在3幅图片上的平均耗时为0.0833s,而本文提出的快速算法是0.0201s,是文献[8]二维斜分递推算法耗时的四分之一以下。这是因为:第一,在文献[8]的递推算法中递推次数为 $2L$ 次,而在本文提出的快速算法中递推次数少于 $2L$ 次,因为新型快速递推算法采用了确定上下界来缩小搜索空间,如表1的第三列所示,括号中是递推算法的递推次数,其3幅图像的平均递推次数为446,是 $2L$ 的87%;第二,计算 $p_1(T)$ 和 $h_1(T)$ 中的求和运算与 $h_1(T)$ 中的乘法和取对数运算在文献[8]的二维斜分算法中都需要 $(L+1) \times (L+1)$ 次。而在本文的快速递推算法中,不管是加法、乘法还是对数运算仅是二维直方图的非零次数(见表1的第四列),大大小于 $(L+1) \times (L+1)$,平均(10135)是它的六分之一以下;第三,相

对于文献[8],虽然本文算法中增加了计算矩不变法获取阈值的的时间和多一项选择最佳阈值的时间,但这二者所花费的时



(a) 原图

(b) 一维直方图



(c) OKM 分割的结果 (d) TOSKM 分割的结果 (e) 本文方法分割的结果

图5 Potatoes 图像、直方图及其分割结果

间甚少,对整个算法的运行时间增加甚少。从以上分析可以看出,在本文提出的快速算法中,目标函数运算次数、加法、乘法和取对数运算次数都大量减少,所以分割时间少。总之,本文提出的快速算法是有效的。

结束语 1) 矩不变法无须迭代、运行速度快,且获取的阈值反映了图像信息的整体情况,对其调整二维 Shannon 熵斜分法的阈值是可行的;2) 为了克服单独使用一种二维 Shannon 熵斜分法的不足,提出了一种使用矩不变法来调整二维直方图斜分 Shannon 熵的阈值法,该方法是有用的,提高了二维 Shannon 熵斜分法的分割性能;3) 本文成功构造出二维 Shannon 熵斜分法的一般递推算法,并将二维直方图的特性与这种算法有机结合,得到一种新型快速递推算法,更进一步提高了分割速度,这种算法具有一定的推广价值。

参考文献

- [1] 张新明,郑延斌,张慧云. 应用混沌多目标规划理论融合的图像分割[J]. 小型微型计算机系统, 2010, 31(7): 1416-1420
- [2] Kapur J N, Sahoo P K, Wong A K C. A new method for grey-level picture thresholding using the entropy of the histogram [J]. Computer Vision, Graphics and Image Processing, 1985, 29(3): 273-285
- [3] Sahoo P K, Slaaf D W, Albert T A. Threshold selection using a

minimal histogram entropy difference [J]. Optical, Engineering, 1997, 36(7): 1976-1981

- [4] Abutaleb A S. Automatic thresholding of gray-level pictures using two-dimensional entropies [J]. Pattern Recognition, 1989, 47(1): 22-32
- [5] Brink A D. Thresholding of digital images using two-dimensional entropies [J]. Pattern Recognition, 1992, 25(8): 803-808
- [6] Chen W T, Wen C H, Yang C W. A fast two-dimensional entropic thresholding algorithm [J]. Pattern Recognition, 1994, 27(7): 885-893
- [7] Gong J, Li L Y, Chen W N. Fast recursive algorithm for two-dimensional thresholding [J]. Pattern Recognition, 1998, 31(3): 295-300
- [8] 吴一全,潘喆,吴文怡. 二维直方图区域斜分的最大熵阈值分割算法[J]. 模式识别与人工智能, 2009, 22(1): 162-168
- [9] Tsai W H. Moment-preserving thresholding: A new approach [J]. Computer, Graphics and Image Processing, 1985, 29(3): 377-393
- [10] 张新明,李双,郑延斌,等. 傅里叶谱和矩不变法结合的图像阈值分割[J]. 计算机应用, 2010, 30(8): 2094-2097
- [11] 雷博,范九伦. 加权调和平均型最大熵图像阈值选取法[J]. 模式识别与人工智能, 2009, 22(6): 884-890

(上接第 275 页)

(b) 例子图像为一幅邮票图像。CVH 方法检索出来的邮票图像基本上具有相似的颜色成分以及颜色结构分布属性。图 4 返回的 12 幅图像中,有 11 幅图像为相似图像,在返回的 11 幅相似图像中,大部分邮票的颜色基本具有类似的若干种颜色,这说明 CVH 能够表达图像的颜色特征。

CVH 吸收了颜色直方图所具备的优点,同时考虑了周围像素的空间关系,取得了较好的检索性能。尽管 CVH 包含了颜色和空间特征,但它无法充分表达彩色图像的局部信息。在表达图像局部信息方面,LBPH 要优越于 CVH,所以 CVH 在部分图像类别的检索精确度并不理想。从实验对比结果以及分析中可以看出,能够体现局部结构和颜色特征的算法将会大幅度提高检索性能,这也将成为本文在下一阶段继续研究的问题。

本文实验的硬件配置为: Intel Centrino 2. 83GHZ 的 4 核 CPU, 4G 内存和 500G 硬盘,操作系统为 Windows 7 的台式机,检索系统采用 Visual C# 2010 开发。CH, LBPH 以及本文提出的 CVH 对同一幅 192×128 的彩色图像提取特征,它们所耗费的时间分别为 34. 36/ms, 49. 24/ms 和 36. 70/ms。CVH 所耗费的时间低于 LBPH, 而与 CH 方法耗费的时间基本相似。

综合检索精确度、特征提取耗时间以及特征维数等因素来看,本文提出的 CVH 要优越于 LBPH 以及 CH。

结束语 HSV 颜色空间能够较好地模拟人类视觉系统感知颜色的模式。本文根据 HSV 颜色空间的属性提出了一个新型颜色特征描述子(称之为颜色体积直方图),并且将其应用于图像检索。传统的颜色直方图统计颜色出现的频率或者比例,具有高效的索引性能,并且计算非常简单,但它无法描述空间关系。本文提出的颜色体积直方图吸收了传统颜色直方图的优点,并且克服了它的缺点。实验结果表明: 本文提

出的彩色体积直方图能够结合颜色特征和空间特征,检索性能优越于传统颜色直方图和局部二值模式直方图。本文将在下一步继续研究局部颜色结构的特征提取以及图像检索等方面的问题。

参考文献

- [1] Burger W, Burge M J. 数字图像处理 Java 语言算法描述[M]. 黄华,等译. 北京:清华大学出版社, 2009
- [2] 陆建江,张亚非,等. 智能检索技术[M]. 北京:科学出版社, 2009
- [3] 沈兰荪,张青,李晓光. 图像检索与压缩域处理技术的研究[M]. 北京:人民邮电出版社, 2008
- [4] Gonzalez R C, Woods R E. Digital Image Processing (3rd edition)[M]. Prentice Hall, 2007
- [5] Huang J, Kumar S R, Mitra M, et al. Image indexing using color correlograms [A]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. 1997
- [6] Manjunath B S, Ohm J-R, Vasudevan V V, et al. Color and Texture Descriptors[J]. IEEE Transactions on Circuit and Systems for Video Technology, 2001, 11(6): 703-715
- [7] Ojala T, Pietikainen M, Maenpaa T. Multi-resolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7): 971-987
- [8] Liu Guang-hai, Yang Jing-yu. Image retrieval based on the texton co-occurrence matrix [J]. Pattern Recognition, 2008, 41(12): 3521-3527
- [9] Liu Guang-hai, Zhang Lei, et al. Image Retrieval Based on Multi-Texton Histogram[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(7): 2380-2389
- [10] Liu Guang-hai, Li Zuo-yong, Zhang Lei, et al. , Image retrieval based on micro-structure descriptor [J]. Pattern Recognition, 2011, 44(9): 2123-213