

改进的最大熵阈值分割及其快速实现

张新明 张爱丽 郑延斌 孙印杰 李双

(河南师范大学计算机与信息技术学院 新乡 453007)

摘要 针对传统二维最大熵阈值法对二维直方图采用近似处理等的不足,提出了改进的二维最大熵快速阈值分割方法。首先对邻域模板进行改进,将改进后的模板用来构建二维直方图,并将最大熵法用于此直方图上,以便获得最佳阈值;然后,舍弃传统的二维直方图中关于主对角区域的概率近似为1的假设,使阈值选取更准确;最后,分析二维直方图投影,得到其特性,并证明两定理的存在。利用此特性和两定理导出新型、快速的递推算方法来降低计算复杂度。仿真实验结果表明,与当前二维最大熵法相比,提出的方法不仅分割更准确和抗噪性更强,而且占用的存储空间更少,分割速度更快,分割时间少于0.04s。

关键词 图像分割, 阈值法, 二维最大熵, 递推算方法

中图分类号 TP391.41 **文献标识码** A

Improved Two-dimensional Maximum Entropy Image Thresholding and its Fast Recursive Realization

ZHANG Xin-ming ZHANG Ai-li ZHENG Yan-bin SUN Yin-jie LI Shuang

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

Abstract The traditional two-dimensional(2-D) maximum entropy(ME) thresholding method has not good segmentation performance mainly owing to approximately processing. So a fast and improved 2-D ME image thresholding method was presented in this paper. Firstly, a 2-D histogram with the improved neighborhood mask was given and the ME method was used on the 2-D histogram to get a more ideal threshold. Then, some values of objects area and background area in the 2-D histogram main-diagonal district in the ME method were calculated precisely to obtain better segmentation performance. Finally, a 2-D histogram was analyzed to get its features and two theorems were proved, and the features and the theorems were employed to infer a new recursive approach to search the best threshold vector to reduce the computational complexity. Experimental results show that the proposed method not only achieves more accurate segmentation results and more robust anti-noise, but also requires much less memory space and its running time is much less, around 0.04 second, compared to the current 2-D ME thresholding methods.

Keywords Image segmentation, Thresholding method, 2-D maximum entropy (ME), Recursive algorithm

1 引言

在计算机视觉理论中,图像分割、特征提取与目标识别构成了由低层到高层的3大任务。特征提取和目标识别都以图像分割为基础,图像分割结果的好坏将直接影响到后续的特征提取和目标识别。在众多的分割方法中,阈值法是最重要的图像分割技术之一^[1,2],而最大熵法是常用的阈值法,一直是国内外研究的热点。Pun^[3,4]首次考虑用信息熵进行阈值选取,随后Kapur等人^[5]提出最大熵信息熵阈值法。但这些基于熵的分割方法是通过一维灰度直方图选择阈值,对噪声图像的分割效果不好,因此Abutaleb^[6]和Brink^[7]提出二维直方图的最大熵阈值法。考虑到二维阈值法运算耗时过长,文献^[8,9]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 $O(L^2)$ 。然而,上述二维方法及其快速算法中都将二维直方图分成4个矩形区域,计算阈值时仅考虑对两个沿对角线的矩形区域进行分割。由于引入了近似,所作的假设与实际不符等原因,分割结果不够准确。最近,吴成茂等人^[10]对二维熵阈值法进行了修改并提出了快速迭代算法;吴一全等人^[11]提出了二维直方图区域斜分的最大熵阈值法,其基本原理是采用与主对角线垂直的斜线按灰度级与邻域平均灰度级之和的大小进行阈值分割,分割效果得到了提高,尤其是其快速递推算方法极大地提高了分割速度(这种方法在本文中称二维最大熵斜分法,简称斜分法),但斜分法普遍性不强^[12]。另外,二维直方图的邻域获取对分割结果影响较大,一般在构建二维直方图时,采用的是每个像素点处计算其邻域的平均灰度值得到邻域图像,多数文献采用的是 3×3 邻

到稿日期:2010-09-04 返修日期:2010-12-06 本文受国家自然科学基金项目(61072126),河南省重点科技攻关项目(092102210017,102102210180)资助。

张新明(1963—),男,副教授,主要研究方向为数字图像处理、智能优化算法和模式识别等,E-mail: xinmingzhang@126.com;张爱丽(1966—),女,副教授,主要研究方向为第四代移动通信系统等;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;孙印杰(1963—),男,教授,高级工程师,主要研究方向为图像通信安全等;李双(1986—),男,硕士生,主要研究方向为数字图像处理。

域的平均灰度值。文献[13,14]对这种邻域模板稍作修改,在 3×3 模板中仅仅用到了4个像素的灰度平均值来提高分割性能。但这些均值模板除了构建二维直方图和能有效抑制高斯噪声外,它会使邻域图像变得模糊,使分割效果变差。鉴于以上原因,本文提出了一种改进的最大熵快速图像分割方法,既丢弃近似的假设和对邻域模板进行改进,又利用二维直方图灰度分布的特点和存在的两定理推导出新型的递推算方法来降低计算复杂度,以便获得一个分割性能好、运行速度快的图像阈值分割算法。

2 二维最大熵阈值分割法

2.1 二维直方图

设一幅 $M\times N$ 的图像 $f(x,y)$ ($1\leq x\leq M, 1\leq y\leq N$),在每个像素点处计算 $n\times m$ 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 $n\times m$ 的邻域可由下面模板表征:

$$\frac{1}{D} \begin{bmatrix} d_{1,1} & \dots & d_{1,j} & \dots & d_{1,m} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ d_{i,1} & \dots & d_{i,j} & \dots & d_{i,m} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ d_{n,1} & \dots & d_{n,j} & \dots & d_{n,m} \end{bmatrix}$$

式中, L 一般取255, n 和 m 取大于1的奇数,它们可以相等也可以不等。邻域模板的方式对二维阈值化方法的分割结果有影响,所以在当前相关文献中邻域模板采用了不同的方式,多数文献都将 n 和 m 取3, $d_{i,j}=1, D=9$,也就是8-邻域模板,

即 $\frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$;而文献[14]的 n 和 m 取3,但 $d_{1,1}, d_{1,3}, d_{3,1}$

和 $d_{3,3}$ 取值为1,其它为0, $D=4$,即4-角域模板: $\frac{1}{4}$

$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ 。与8-邻域模板不同,此种模板构建的二维直方

图由于能更好地体现邻域中心像素的灰度值与所参考像素灰度值的差异,因此能提高分割性能^[14]。设 $r(i,j)$ 为图像 $f(x,y)$ 中灰度级为 i 且 $g(x,y)$ 灰度级为 j 的像素对的个数,那么可以定义二元组 (i,j) 在图像和其邻域滤波图像中出现的联合概率:

$$p(i,j) = \frac{r(i,j)}{M\times N}, i,j=0,1,\dots,L \quad (1)$$

显然 $0\leq p(i,j)\leq 1$ 且 $\sum_{i=0}^L \sum_{j=0}^L p(i,j)=1$ 。

这样得到了图像的二维直方图,它是一个 $(L+1)\times(L+1)$ 的矩阵,如图1所示。假设阈值向量 (t,s) 将二维直方图分成4个区域,对于背景或目标内部的像素而言,其灰度值与邻域灰度值是相似的。而对于目标和背景边缘处的像素,其灰度值与邻域灰度值有很大的不同。区域1和2代表目标或背景,区域3和4表示边缘点及噪声。由于边缘点和噪声点占少数,在传统的二维阈值法中都假设二维直方图中远离对角线的分量近似为零^[6-9],即 $p(i,j)\approx 0(t<i<L, 0\leq j\leq s)$ 和 $(0\leq i\leq t, s<j<L)$ 。

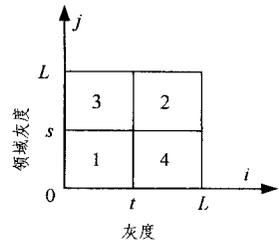


图1 二维直方图

2.2 二维最大熵阈值化方法

设在二维直方图中存在两个类,如图1所示,则区域1和2代表的目标和背景的两类概率分别为

$$p_1(t,s) = \sum_{i=0}^t \sum_{j=0}^s p(i,j) \quad (2)$$

$$p_2(t,s) = \sum_{i=t+1}^L \sum_{j=s+1}^L p(i,j)$$

对于图1中1区,信息熵为

$$H_1 = \sum_{i=0}^t \sum_{j=0}^s (p(i,j)/p_1(t,s)) \log(p(i,j)/p_1(t,s)) = \log(p_1(t,s)) + h_1(t,s)/p_1(t,s) \quad (3)$$

2区的信息熵为

$$H_2 = \sum_{i=t+1}^L \sum_{j=s+1}^L (p(i,j)/p_2(t,s)) \log(p(i,j)/p_2(t,s)) = \log(p_2(t,s)) + h_2(t,s)/p_2(t,s) \quad (4)$$

其中,

$$h_1(t,s) = - \sum_{i=0}^t \sum_{j=0}^s p(i,j) \log(p(i,j)) \quad (5)$$

$$h_2(t,s) = - \sum_{i=t+1}^L \sum_{j=s+1}^L p(i,j) \log(p(i,j)) \quad (6)$$

则总信息熵为 $H(t,s)=H_1+H_2$,且

$$H(t,s) = \log(p_1(t,s)p_2(t,s)) + \frac{h_1(t,s)}{p_1(t,s)} + \frac{h_2(t,s)}{p_2(t,s)} \quad (7)$$

那么依据最大熵原则,所获得的最佳阈值向量就是

$$(t^*, s^*)^T = \text{Arg} \max_{1 \leq t < L-1, 1 \leq s < L-1} H(t,s) \quad (8)$$

为了降低计算复杂度,传统二维最大熵法作了如下的假设:假设二维直方图的副对角线区域图像的概率忽略不计^[6-9],于是有

$$p_1(t,s) + p_2(t,s) \approx 1, h_T \approx h_1(t,s) + h_2(t,s) \quad (9)$$

其中,

$$h_T = - \sum_{i=0}^L \sum_{j=0}^L p(i,j) \log(p(i,j)) \quad (10)$$

以上近似处理方法我们称作二维最大熵近分法,简称近分法(Approximate Segmentation Method, ASM)。对于近分法,每对 (t,s) 计算两类先验概率和类内均值的计算复杂度为 $O((L+1)^2)$,且共有 $(L+1)^2$ 对 (t,s) ,因而计算二维最大熵法的总计算复杂度为 $O((L+1)^4)$,运算量惊人。Chen等人^[8]提出了二维最大熵近分法的快速递推算公式,给出了 $p_1(t,s)$ 和 $h_1(t,s)$ 的快速递推公式,计算复杂度从 $O((L+1)^4)$ 减少为 $O((L+1)^2)$ 。但由于将副对角线区域图像的概率忽略不计,这种假设与实际不符等原因,因此造成分割结果不够准确。

3 改进的二维最大熵阈值分割方法

3.1 改进的邻域模板

由于邻域图像用来构建的二维直方图直接决定二维最大

熵法阈值的获取,另外邻域图像还直接用来分割图像,因此邻域图像质量的好坏直接影响分割效果。邻域图像一般由低频滤波得到,而低频滤波方式通常由邻域模板来决定。常见的邻域图像都是由均值滤波得到的。均值滤波除了能有效消除高斯噪声外,还有许多不足。为了提高二维最大熵法的分割效果,本文在中值滤波技术和4-角域模板的基础上提出了改进的邻域模板。中值滤波法是一种非线性平滑技术,它通过从图像中的某个采样窗口取出 n 个数据进行排序,然后用排序后的中值取代要处理的数据,即可达到抑制图像噪声的目的^[15]。中值滤波的优点是在较好地去除噪声(尤其是椒盐噪声)的同时能够较好地保持目标图像的细节。本文改进的模

板是中值4-角域模板,即 $\begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ 。用此模板滤波的工作

原理是:用图像中每个像素点4个角的像素的灰度值首先进行排序,然后对排序后第二和第三值的均值作为输出。如此模板有两个特点:第一,此模板是在均值4-角域的基础上形成的中值滤波模板,可尽量发挥每一个邻域点的作用,提高邻域中心像素的灰度值与所参考像素灰度值的差异^[14],更好地构建二维直方图,提高分割效果;第二,从工作原理上看,这种滤波模板兼有中值滤波和均值滤波的作用,所以在有效消除椒盐噪声的同时,又能对高斯噪声有一定的抑制。因此,此模板有较强的适应性,因为实际图像不可能只含一类噪声。

3.2 准确计算二维最大熵法的阈值

准确计算二维最大熵的阈值,就是对式(7)中的4个量 $p_1(t,s)$, $h_1(t,s)$, $p_2(t,s)$ 和 $h_2(t,s)$ 不做近似计算,而是进行准确计算。这种方法称为二维最大熵准分法,简称准分法(Precise Segmentation Method, PSM)。为了快速实现准分法,本文参照文献[9,10]获得准分法的一般递推算法,描述如下:

(1) $p_1(t,s)$ 和 $h_1(t,s)$ 的递推:

1) 若 $t=0, s>0$, 则

$$p_1(0,s) = p_1(0,s-1) + p(0,s) \quad (11)$$

$$h_1(0,s) = h_1(0,s-1) - p(0,s) \log(p(0,s)) \quad (12)$$

2) 若 $t>0, s=0$, 则

$$p_1(t,0) = p_1(t-1,0) + p(t,0) \quad (13)$$

$$h_1(t,0) = h_1(t-1,0) - p(t,0) \log(p(t,0)) \quad (14)$$

3) 若 $t>0, s>0$, 则

$$p_1(t,s) = p_1(t,s-1) + p_1(t-1,s) - p_1(t-1,s-1) + p(t,s) \quad (15)$$

$$h_1(t,s) = h_1(t,s-1) + h_1(t-1,s) - h_1(t-1,s-1) - p(t,s) \log(p(t,s)) \quad (16)$$

(2) $p_2(t,s)$ 和 $h_2(t,s)$ 的递推

1) 若 $t=L, s<L$, 则

$$p_2(L,s) = p_2(L,s+1) + p(L,s) \quad (17)$$

$$h_2(L,s) = h_2(L,s+1) - p(L,s) \log(p(L,s)) \quad (18)$$

2) 若 $t<L, s=L$, 则

$$p_2(t,L) = p_2(t+1,L) + p(t,L) \quad (19)$$

$$h_2(t,L) = h_2(t+1,L) - p(t,L) \log(p(t,L)) \quad (20)$$

3) 若 $t<L, s<L$, 则

$$p_2(t,s) = p_2(t+1,s) + p_2(t,s+1) - p_2(t+1,s+1) +$$

$$p(t,s) \quad (21)$$

$$h_2(t,s) = h_2(t+1,s) + h_2(t,s+1) - h_2(t+1,s+1) - p(t,s) \log(p(t,s)) \quad (22)$$

此准分递推算法的计算复杂度,同二维最大熵近分递推法一样,均为 $O((L+1)^2)$,但比近分递推算法需要更多的时间,因为在准分递推算法中, $p_2(t,s)$ 和 $h_2(t,s)$ 还需要递推。另外,它的空间复杂度也很高:4个量共需要 $4(L+1)^2 + 2$ 个存储单元,如此计算复杂度有时并不能满足实际分割的要求,因此需要对准分递推算法进行改进。为了得到改进的递推算法,首先依据直方图(见图1),证明如下的两个定理。

定理1 设在直方图中, $p_{13} = p(t,L) = \sum_{i=0}^L \sum_{j=0}^L p(i,j)$, $p_{14} = p(L,s) = \sum_{i=0}^L \sum_{j=0}^s p(i,j)$, $p_T = \sum_{i=0}^L \sum_{j=0}^L p(i,j)$, 则

$$p_2(t,s) = p_T - p_{13} - p_{14} + p_1(t,s) \quad (23)$$

定理2 设在直方图中, $h_{13} = -\sum_{i=0}^L \sum_{j=0}^L p(i,j) \log(p(i,j))$, $h_{14} = -\sum_{i=0}^L \sum_{j=0}^s p(i,j) \log(p(i,j))$, 则

$$h_2(t,s) = h_T - h_{13} - h_{14} + h_1(t,s) \quad (24)$$

以上两个定理证法相同,下面以定理1为例加以证明。

证明:

$$\begin{aligned} p_T &= \sum_{i=0}^L \sum_{j=0}^L p(i,j) = \sum_{i=0}^L \left[\sum_{j=0}^s p(i,j) + \sum_{j=s+1}^L p(i,j) \right] \\ &= \sum_{i=0}^L \sum_{j=0}^s p(i,j) + \sum_{i=0}^L \sum_{j=s+1}^L p(i,j) \\ &= \sum_{i=0}^L \sum_{j=0}^s p(i,j) + \sum_{i=0}^L \sum_{j=s+1}^L p(i,j) + \sum_{i=t+1}^L \sum_{j=s+1}^L p(i,j) \\ &= p_{14} + \sum_{i=0}^L \sum_{j=s+1}^L p(i,j) + \sum_{i=0}^L \sum_{j=0}^s p(i,j) - \sum_{i=0}^L \sum_{j=0}^s p(i,j) + \\ &\quad p_2(t,s) \\ &= p_{14} + \sum_{i=0}^L \sum_{j=0}^L p(i,j) - \sum_{i=0}^L \sum_{j=0}^s p(i,j) + p_2(t,s) \\ &= p_{14} + p_{13} - p_1(t,s) + p_2(t,s) \end{aligned}$$

所以 $p_2(t,s) = p_T - p_{13} - p_{14} + p_1(t,s)$, 证毕。

然后依据两个定理, $p_2(t,s)$ 和 $h_2(t,s)$ 可以通过式(23)和式(24)来计算。为了更进一步降低准分递推法的计算复杂度,本文结合两个定理提出了一种新型的快速递推算法。

4 新型快速递推算法

从式(7)、式(23)和式(24)可以看出:二维最大熵准分法中需要计算的量较多,计算复杂度较高。在使用新型递推算法之前,需找出真正需要递推的量。因为对于同一幅图像, $p_T=1$ 和 h_T 是固定的,所以实际需要递推 $p_1(t,s)$, $h_1(t,s)$, p_{13} , p_{14} , h_{13} 和 h_{14} 就可得到最佳阈值向量。而对于 $p_1(t,s)$ 和 $h_1(t,s)$ 两个量,与 p_{13} , p_{14} , h_{13} 和 h_{14} 4个量,递推的方式不同,故分别进行讨论。

(1) $p_1(t,s)$ 和 $h_1(t,s)$ 两个量的递推

首先分析一下直方图投影(见图2)。在此图中,沿着主对角线存在灰度概率分布,而远离主对角线区域其概率为零。从投影图以及大量的实验上可以得出二维直方图的两大特性:第一,二维直方图中,零元素较多,因此在递推 $p_1(t,s)$ 等与二维直方图有关的量时,必然存在着重复值。即当 $p(i,j) = 0$ 时, $p_1(t,s)$ 有可能是重复值。而从式(5)可以看出, $h_1(t,s)$ 也与二维直方图分布情况有关,且与 $p_1(t,s)$ 有相同的重复值分布,那么可以通过 $p_1(t,s)$ 来确定 $h_1(t,s)$ 的值是否需要

计算获取。

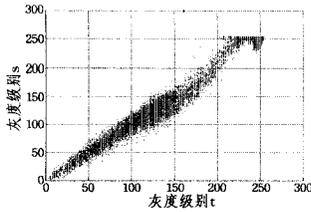


图2 二维直方图投影

第二,只有主对角线的左上角和右下角这两个区域最有可能有重复值。可以分 $j \geq i$ 和 $j < i$ 两种情况讨论,具体递推算法如下:

分3种情况进行递推:

1) 在 $t=0, s>0$ 时,

if $p(i, j)=0, p_1(0, s)$ 和 $h_1(0, s)$ 与前一值相同,无需计算。

else 计算式(11)和式(12)。

endif

2) 在 $s=0, t>0$ 时,

if $p(i, j)=0, p_1(t, 0)=p_1(t-1, 0), h_1(t, 0)=h_1(t-1, 0)$, 无需计算。

else 计算式(13)和式(14)。

endif

3) 在 $t>0, s>0$ 时,

if $p(i, j)=0$

如果当 $j \geq i$ 且 $p_1(t, s)=p_1(t, s-1)$ 时,则 $h_1(t, s)$ 与前一值相同,无需计算。

如果当 $j < i$ 且 $p_1(t, s)=p_1(t-1, s)$ 时,则 $h_1(t, s)=h_1(t-1, s)$, 无需计算。

否则,

$$p_1(t, s)=p_1(t, s-1)+p_1(t-1, s)-p_1(t-1, s-1) \quad (25)$$

$$h_1(t, s)=h_1(t, s-1)+h_1(t-1, s)-h_1(t-1, s-1) \quad (26)$$

else 计算式(15)和式(16)。

endif

最后由式(7)和式(8)逐次计算、逐次比较,求出最佳阈值向量。

从上面的算法可以看出,两个量中表达式计算次数都小于 $(L+1)^2$, 由于利用二维直方图的分布特性,式(11)至式(16)、式(25)和式(26)的计算次数就是 $p_1(t, s)$ 的非重复值的个数。一般直方图中非零元素的个数仅仅是 $(L+1)^2$ 的 $1/5$ 以下,甚至达到 $1/10$ 以下;而非重复值的个数一般是 $(L+1)^2$ 的 $1/3$ 以下,这样大大节约了时间。而空间复杂度为:在这两个量中每个量需要 $L+1$ 个临时存储单位存储 s 从 0 到 L 的 $x(t-1, s)$ 每个值,需要两个临时变量分别保存 $x(t, s)$ 和 $x(t-1, s-1)$, 加上逐次计算、逐次比较需要两个临时变量,每个变量大小为一个存储单位,总共需要 $2(L+1)+6$ 个存储单位。

(2) p_{13} 、 p_{14} 、 h_{13} 和 h_{14} 4个量的递推

这4个量主要用来计算 $p_2(t, s)$ 和 $h_2(t, s)$ 的值。与以上描述的准分法一般递推算法比较,初看起来,似乎要递推的量多了,计算复杂度更高了。但实际上,用这4个量来替换前两个

量,计算复杂度大幅下降,原因是前两个量都需要递推 $(L+1)^2$, 而这4个量都仅仅需要递推 $(L+1)$ 次。而且都运用上面介绍的减少表达式计算处理。下面针对4个量不同的情况采用不同的计算方式,描述如下。

对于 p_{13} 和 h_{13} 两个量都是在 $s=L$ 时计算 t 从 0 到 L 对应直方图中的每一列值,总共有 $L+1$ 列,因为在上面递推算法中可以同时计算目标函数式(7),所以这两个量需要在逐次计算逐次比较的递推算法之前进行并保存在两个一维数组中,以备读取。此外,由 h_{13} 递推的结果可以直接得到 h_T , 不需要另外计算,这样也降低了计算复杂度。

对于 p_{14} 和 p_{14} 两个量是在 $t=L$ 时计算 s 从 0 到 L 对应直方图中的每一行值,总共有 $L+1$ 行。因为在逐次计算、逐次比较的递推算法中是从第一列到最后一列、从第一行到最后一行的顺序进行递推,所以这两个量无需先递推保存在数组中,直接在此算法中进行递推。

从上面的分析可以看出,这4个量的时间复杂度最大为 $O(L+1)$ 。而对于空间复杂度,前两个量的每一个量需要 $L+1$ 个存储单位,共有 $2(L+1)$ 个;后两个量的每一个量只需要一个存储单位,共2个,两者加起来为 $2(L+1)+2$ 个存储单位。那么本文提出的新型递推算法总的空间复杂度为 $4(L+1)+8$ 个存储单位。

5 仿真实验及结果分析

为了验证本文算法的有效性,用其分割图像。限于篇幅,本文只选用了多数文献在分割实验中采用的3幅图片作为示例说明,见图3(a)到图5(a)。3幅图片的直方图见图3(b)到图5(b),其中前两幅图片叠加有噪声。3幅图片参数见表1。算法采用MATLAB 6.5语言实现,所有实验都在AMD Athlon 64 X2 主频为2.7G的CPU(双核)和内存为2GB DDR RAM的机器上进行,操作系统使用Windows XP。

(1) 分割性能对比实验。在本实验中,将本文方法的分割结果与一维最大熵法^[5]、二维最大熵近分法和二维最大熵斜分法分割的结果进行比较。其中近分法和斜分法(Oblique Segmentation Method, OSM)的邻域模板采用常用的8-邻域模板,本文准分法采用改进模板。3幅图片的4种方法获取的阈值见表3,其分割结果如图3到图5(e)、(f)、(g)和(h)所示。从分割结果图的视觉效果上可以看出,本文方法明显优于其它3种方法。在House和Lena两幅图片的分割实验中,其他3种方法都没能很好地目标对象分割出来,而本文提出的方法都将目标对象从背景中清晰地分割出来了,见图3(e)和图5(e)。而在Bacteria图片分割实验中,4种方法似乎都能将目标对象从背景中分割出来,但本文方法的抗噪性远远优于其他3种方法,见图4(e)、(f)、(g)和(h)。

(2) 不同邻域模板对图像分割的影响的实验。在此实验中,列举了3种邻域模对图像分割的影响。这3种模板是:常见的均值8-邻域模板(8-Neighborhood Mask, 8-NM)、均值4-角域模板(4-Angle Mask, 4-AM)和本文改进的模板(简称改进模板, Improved Mask, IM)。表3是不同邻域模板在本文方法下的阈值向量。从此表可以看出,邻域模板不同,阈值向量不同(见表3倒数的3列),会产生不同的分割结果。用准

分法在3种模板下对3幅图片进行分割,其分割结果如图3到图5(c)、(d)和(e)所示。从这些分割结果看,本文提出的改进模板在抗噪性和分割效果上都优于常用的8-邻域和4-角域均值模板。

(3) 分割时间对比实验。所有实验数据都是在改进模板下获取的,表1最后两列是二维直方图对应的非零数(对数运算次数)以及非重复值次数(有关算式的计算次数)。从实验知:第一,一旦邻域模板确定,其二维直方图的灰度概率分布就确定了,与采用的二维阈值方法无关;第二,非零数越多,对数运算次数越多,对应的非重复次数越多,计算相关表达式的次数越多,时间花费越多;第三,从表1看出,非零数的平均次数在65536的1/10左右,而非重复次数的平均是65536的1/3左右,利用此特性可以大大降低计算复杂度。表2是二维最大熵准分法在穷举搜索、递推搜索和本文提出的新型搜索方法以及二维最大熵近分法和二维最大熵斜分法在一般递推算法中的分割时间。其中,本文的穷举法和递推法对传统的穷举方法和递推算法进行了改进,以尽量减少穷举和递推时间。从此表可以看出:第一,穷举方法耗时最多,平均约为139s,这是因为穷举方法中含有加法、乘法和对数运算的大量重复,而且需要迭代搜索 $(L+1)^2$ 次;第二,斜分法虽然目标函数计算次数少,为 $2(L+1)$,但在其递推算法中,求解 $h_1(t,s)$ 与 $p_1(t,s)$ 并没有消去大量重复、无效的表达式计算,仍然需要 $(L+1)^2$ 次,且还要耗时寻找斜线上的点;第三,准分递推法和近分递推法耗时较多,原因以上已经交代过,在这里不再赘述;第四,本文的快速算法:1)建立在传统递推算法的基础上,不仅消去了大量的重复求和、乘法等运算,而且使得计算 $h_2(t,s)$ 与 $p_2(t,s)$ 表达式的次数大为降低;2)用两定理使 $p_2(t,s)$ 和 $h_2(t,s)$ 的计算复杂度大幅度下降。从以上两点可知,新算法的分割时间最少(小于0.04s),与斜分递推法的时间相当。另外,本文提出的新型搜索算法不仅时间复杂度大为降低,而且空间复杂度也显著下降,约为准分递推算法的1/L+1。总之,本文提出的快速算法是有效的。

表1 图像参数及二维直方图对应的非零数和有关算式所计算的次数

测试图像	图像参数			次数	
	加噪情况	大小	灰度级别范围	计算次数	非0数
House.jpg	有	256×256	0-255	24206	7161
Bacteria.tif	有	178×178	0-255	24199	3155
Lena.jpg	无	512×512	7-249	32555	11301
平均次数				26987	7206

表2 不同搜索算法运行时间对比/s

测试图像	准分	近分	斜分	本文	准分
	穷举法	递推法	递推法		的方法
House.jpg	138.563	0.1154	0.0386	0.0389	0.1863
Bacteria.tif	118.406	0.1150	0.0366	0.0377	0.1847
Lena.jpg	161.187	0.1158	0.0405	0.0381	0.1872
平均时间	139.385	0.1154	0.0386	0.0382	0.1861

表3 4种方法及本文方法在不同的模板下所获取的阈值或阈值向量

测试图像	一维最大熵法	8-邻域(不同的二维方法)		准分法(不同的模板)		
		近分法	斜分法	准分法	改进模板	4-角域
House.jpg	186	(187,187)	370	(187,166)	(184,157)	(187,164)
Bacteria.tif	104	(255,104)	208	(116,104)	(116,104)	(157,105)
Lena.jpg	144	(148,148)	292	(145,135)	(112,107)	(146,135)

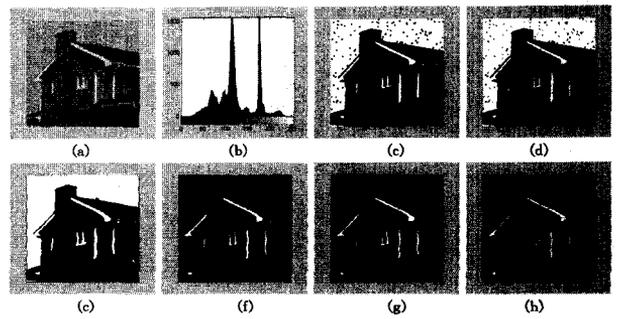


图3 House图片及其分割结果

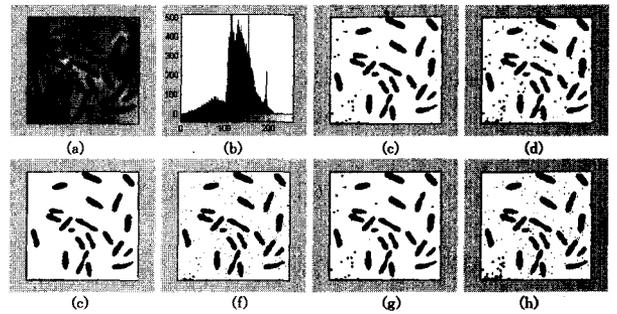


图4 Bacteria图片及其分割结果

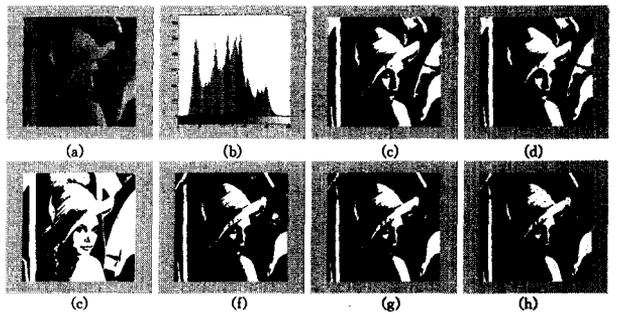


图5 Lena图片及其分割结果

结束语 为了简化计算,传统的二维最大熵阈值法对二维直方图采用近似处理,再加之其他原因,使得分割效果不是很理想。由此,本文提出了改进的二维最大熵阈值分割方法,即丢弃近似的假设和对邻域模板进行改进,并利用二维直方图灰度分布的特点推出新型的递推算法来降低计算复杂度。本文方法有效,不仅分割性能得到提高,而且分割时间和占用存储空间都大量减少,这对于实时应用具有较大的意义。

参考文献

[1] Pal N R, Pal S K. A review on image segmentation technique [J]. Pattern Recognition Letters, 1999, 26(9): 1277-1294

