# 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,递推算法 中图法分类号 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作为基础,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<sup>[1,2]</sup>,而最大熵法是常用的阈值法,一直是国内外研究的热点。Pun<sup>[3,4]</sup>首次考虑用信息熵进行阈值选取,随后 Kapur 等人<sup>[5]</sup>提出最大香农信息熵阈值法。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<sup>[6]</sup>和 Brink<sup>[7]</sup>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<sup>4</sup>)减少为 O(L<sup>2</sup>)。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<sup>[10]</sup>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<sup>[11]</sup>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<sup>[12]</sup>。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,采用的是每个像紊点处计算其 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(092102210017,102102 210180)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  $f(x,y)(1 \le x \le M, 1 \le y \le N)$ ,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,...,L。其中  $n \times m$  的邻 域可由下面模板表征;

	$\lceil d_{1,1} \rceil$	•••	$d_{1,j}$	•••	$d_{1,m}$
_	:	:	:	:	:
$\frac{1}{D}$	$d_{i,1}$	•••	$d_{i,j}$	•••	$d_{i,m}$
-	:	:	÷	:	:
	$d_{n,1}$	•••	$d_{n,i}$	•••	$d_{n,m}$

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<sub>i,j</sub>=1,D=9,也就是 8-邻域模板,

$$\mathbb{P} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}; \quad \hat{\mathbf{n}} \neq \hat{\mathbf{m}} \begin{bmatrix} 14 \end{bmatrix} \text{ in } n \text{ } n \text{ } m \text{ } \mathfrak{m} \text{ } 3, \quad \boldsymbol{H} \quad \boldsymbol{d}_{1,1}, \quad \boldsymbol{d}_{1,3}, \quad \boldsymbol{d}_{3,1} \\ \end{array}$$

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

0 0 0 。与 8-邻域模板不同,此种模板构建的二维直方 1 0 1

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<sup>[14]</sup>。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:

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

$$= \underbrace{M}_{i=0}^{L} \underbrace{M}_{i=0}^{L} \underbrace{M}_{i=0}^{L} p(i,j) = 1.$$

$$(1)$$

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<sup>[6-9]</sup>,即  $p(i,j) \approx 0$  (t < i < L, 0 < j < s)和 (0 < i < t, s < j < L)。



#### 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

$$p_{1}(t,s) = \sum_{i=0}^{L} \sum_{j=0}^{L} p(i,j)$$

$$p_{2}(t,s) = \sum_{i=t+1}^{L} \sum_{j=s+1}^{L} p(i,j)$$

$$\forall f \ge 1 \neq 1 \boxtimes , f \ge \& \& & b \end{pmatrix}$$

$$(2)$$

$$H_{1} = \sum_{i=0} \sum_{j=0} (p(i,j)/p_{1}(t,s)) \log(p(i,j)/p_{1}(t,s))$$
  
= log(p\_{1}(t,s))+h\_{1}(t,s)/p\_{1}(t,s) (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) (4)

其中,

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

$$h_{2}(t,s) = -\sum_{i=t+1}^{L} \sum_{j=s+1}^{L} p(i,j) \log(p(i,j))$$
(6)

则总信息熵为  $H(t,s) = H_1 + H_2$ ,且

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

那么依据最大熵原则,所获得的最佳阈值向量就是

$$(t^*, s^*)^{\mathrm{T}} = \operatorname{Arg} \max_{1 \le t \le L-1} \max_{1 \le t \le L-1} (H(t, s))$$
 (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<sup>[6-9]</sup>,于是有

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

 $h_T = -\sum_{i=0}^{L} \sum_{j=0}^{L} p(i,j) \log(p(i,j))$ (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)<sup>2</sup>),且共有(L+1)<sup>2</sup> 对(t,s),因而计算二维最大熵 法的总计算复杂度为 O((L+1)<sup>4</sup>),运算量惊人。Chen 等 人<sup>[8]</sup>提出了二维最大熵近分法的快速递推算法,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)<sup>4</sup>) 减少为 O((L+1)<sup>2</sup>)。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<sup>[15]</sup>。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<sup>[14]</sup>,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 $t=0,s>0,则$   
 $p_1(0,s)=p_1(0,s-1)+p(0,s)$  (11)  
 $h_1(0,s)=h_1(0,s-1)-p(0,s)\log(p(0,s))$  (12)  
2) 若 $t>0,s=0,则$   
 $p_1(t,0)=p_1(t-1,0)+p(t,0)$  (13)  
 $h_1(t,0)=h_1(t-1,0)-p(t,0)\log(p(t,0))$  (14)  
3) 若 $t>0,s>0,则$   
 $p_1(t,s)=p_1(t,s-1)+p_1(t-1,s)-p_1(t-1,s-1)+$   
 $p(t,s)$  (15)  
 $h_1(t,s)=h_1(t,s-1)+h_1(t-1,s)-h_1(t-1,s-1)-p$   
 $(t,s)\log(p(t,s))$  (16)  
(2)  $p_2(t,s)$ 和 $h_2(t,s)$ 的递推  
1) 若 $t=L,s  
 $p_2(L,s)=p_2(L,s+1)+p(L,s)$  (17)  
 $h_2(L,s)=h_2(L,s+1)-p(L,s)\log(p(L,s))$  (18)  
2) 若 $t  
 $p_2(t,L)=p_2(t+1,L)-p(t,L)\log(p(t,L))$  (20)  
3) 若 $t  
 $p_2(t,s)=p_2(t+1,s)+p_2(t,s+1)-p_2(t+1,s+1)+$$$$ 

$$p(t,s) = h_2(t+1,s) + h_2(t,s+1) - h_2(t+1,s+1) - p(t,s)\log(p(t,s))$$
(21)
(21)
(21)
(22)

(01)

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, $p_{13} = p(t,L) = \sum_{i=0}^{L} \sum_{j=0}^{L} p(i,j), p_{14} =$   $p(L,s) = \sum_{i=0}^{L} \sum_{j=0}^{s} p(i,j), p_T = \sum_{i=0}^{L} \sum_{j=0}^{L} p(i,j), M$  $p_2(t,s) = p_T - p_{13} - p_{14} + p_1(t,s)$  (23)

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

$$j)), h_{14} = -\sum_{i=0}^{L} \sum_{j=0}^{S} p(i,j) \log(p(i,j)), \mathbf{M}$$
  

$$h_{2}(t,s) = h_{T} - h_{13} - h_{14} + h_{1}(t,s)$$
 (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:

$$p_{T} = \sum_{i=0}^{L} \sum_{j=0}^{L} p(i,j) = \sum_{i=0}^{L} \left[ \sum_{j=0}^{s} p(i,j) + \sum_{j=s+1}^{L} p(i,j) \right]$$
  

$$= \sum_{i=0}^{L} \sum_{j=0}^{s} p(i,j) + \sum_{i=0}^{L} \sum_{j=s+1}^{L} p(i,j)$$
  

$$= \sum_{i=0}^{L} \sum_{j=0}^{s} p(i,j) + \sum_{i=0}^{t} \sum_{j=s+1}^{L} p(i,j) + \sum_{i=t+1}^{L} \sum_{j=s+1}^{L} p(i,j)$$
  

$$= p_{14} + \sum_{i=0}^{t} \sum_{j=s+1}^{L} p(i,j) + \sum_{i=0}^{t} \sum_{j=0}^{s} p(i,j) - \sum_{i=0}^{t} \sum_{j=0}^{s} p(i,j) + p_{2}(t,s)$$
  

$$= p_{14} + \sum_{i=0}^{t} \sum_{j=0}^{L} p(i,j) - \sum_{i=0}^{t} \sum_{j=0}^{s} p(i,j) + p_{2}(t,s)$$
  

$$= p_{14} + p_{13} - p_{1}(t,s) + p_{2}(t,s)$$

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, p2(t,s)和 h2(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  $h_1(t,s)两个量,与 <math>p_{13}, p_{14}, h_{13} 和 h_{14}$  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

• 280 •

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≥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,  $p_1(t,0)=p_1(t-1,0)$ ,  $h_1(t,0)=h_1(t-1,0)$ 

#### 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  $j \ge i$  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,  $p_1(t,s) = p_1(t,s-1) + p_1(t-1,s) - p_1(t-1,s-1)$ 

(25)  $h_1(t,s) = h_1(t,s-1) + h_1(t-1,s) - h_1(t-1,s-1)$  (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 <math>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*<sub>13</sub>、*p*<sub>14</sub>、*h*<sub>13</sub>和 *h*<sub>14</sub> 4 个量的递推

这4个量主要用来计算 p2(t,s)和 h2(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)<sup>2</sup>,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<sub>14</sub>和 p<sub>14</sub>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 MATLAB6.5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<sup>[5]</sup>、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将目标对象分割出来,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)<sup>2</sup>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)<sup>2</sup> 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之 上,不仅消去了大量的重复求和、乘法等运算,而且使得计算  $h_1(t,s)$ 与  $p_1(t,s)$ 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

्रका अन्य सम		图像参望	次数						
则诋图像	加噪情况	大小	灰度级别范围	计算次数	非 0 数				
House, jpg	有	$256{ imes}256$	0-255	24206	7161				
Bacteria. tif	有	$178 \times 178$	0 - 255	24199	3155				
Lena. jpg	无	$512{ imes}512$	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 穷举法	近分 递推法	斜分 递推法	本文 的方法	准分 递推法
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

湖沙团佬	一维最	8-邻域()	不同的二	准分法(不同的模板)						
·/代 区、区 版	大熵法	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)				

(a)原图;(b)直方图;(c)准分法在均值 8-邻域模板下的分割结果;(d) 准分法在均值 4-角域模板下的分割结果;(e)本文方法分割的结果; (f)一维最大熵法分割的结果;(g)二维最大熵近分法在 8-邻域模板下 的分割结果;(h)二维最大熵斜分法在 8-邻域模板下的分割结果

图 3 House 图片及其分割结果



(a)原图;(b)直方图;(c)准分法在均值 8-邻域模板下的分割结果;(d) 准分法在均值 4-角域模板下的分割结果;(e)本文方法分割的结果; (f)一维最大熵法分割的结果;(g)二维最大熵近分法在 8-邻域模板下 的分割结果;(h)二维最大熵斜分法在 8-邻域模板下的分割结果

图 4 Bacteria 图片及其分割结果



(a)原图;(b)直方图;(c)准分法在均值 8-邻域模板下的分割结果;(d) 准分法在均值 4-角域模板下的分割结果;(e)本文方法分割的结果; (f)一维最大熵法分割的结果;(g)二维最大熵近分法在 8-邻域模板下 的分割结果;(h)二维最大熵斜分法在 8-邻域模板下的分割结果

#### 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

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

- [2] Sczgin M, Sankur B. Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation [J]. Journal of Electronic Imaging, 2004, 13(1): 146-168
- [3] Pun T. A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram [J]. Signal Processing, 1980, 2(2): 223-237
- [4] Pun T. Entropic thresholding: A new approach [J]. Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 1981, 16(2): 210-239
- [5] Kapur J N, Sajoo P K, Wong A K C. A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram [J]. Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 1985, 20(3), 273-285
- [6] Abutaleb A S. Automatic thresholding of gray-level pictures using two-dimensional entropies [J]. Pattern Recognition, 1989, 47:22-32
- [7] Brink A D. Thresholding of digital images using two-dimensional entropies [J], Pattern Recognition, 1992, 25(8): 803-808

#### (上接第 252 页)

同样,为了更好地理解各个类别间的差异情况,我们根据 SSRS的分类情况,从每个类别中随机选取5个样本、3个类 别共15个样本,每个类别用不同颜色加以标示,形成表3。 表3中 sn 表示记录号,cls 是类别号,表示该条记录所属类 别。其他列中,前25列中分别对应 apps 中相应字段,各字段 含义见定义3和定义4相应部分。

表 3 obsdata, 神经元数为 3 时的分类情况(原始数据)

	-243	2 412.22	2014		- no.	11 A		0.2	200		<b>F110</b>	164.	5.4.4.6			おいたい	119:	R.L.	111.0	S. A. S	0.0	A1.51	- 66 C	1265	2022	R42.	241649	102.1	10.05	5.663	.cv., .	5951
1.1									164																			15 8	2651			10
114				5.9%				10,1																								290
11		1786																												14		
191		1614						4.49																			500	716				
- 11	1	1177			١Ŀ	725																			51			158	165	46		
÷.	2	117	0	655	1.1	603	111	121	31	11369	1		1	. £6	<u>_</u>		-85%	5	9		32.1		. 14	6		٠° ۵		173	\$58	24	457	
	2	455	0	521	25	15	12.3	67	55	1 379		1	. 6	1/5	13		20	.46	2	2		20	63	Ship	11.7	, Q	100	0	214		592	- 35
:	2	104	. 0	245	5	- 265	11	74		6.84		10	S 31	25	1	2	2	15	Ċ.		5	3	- 35	100		- 0	SPA	. 32	\$61	1.0	400	. 81
1.1	1.3	529	0	2.3	62	. 164	1.1	1.16	1.2	3.24	1.2	15		<u></u>	26	1	2	12	23	1	. 6	. 6	1		- 2	0	200		382	48	4.25	422
13	2	645	0	268	. 6	834	25	80	. 54	127	. d.	12	. 11	161	1.5	2	0	8	36	11	1	1	64	13	2.1	. 0	200	107	427	5	6.95	44
_, 13	3	15	. 0		1		-1		1	16	0	_1	0	1	0	.0	0	0	1	0	0	0	0	0	. 6	0	0	0	<u>}</u>			26
-17	1 3	15	0	3	1	5	0	0	3	157	6	0	0	. 1	0	¢	0	. 1	0	_0_				Q	_	0	0	11	2	. 0	2	0
1.	3	8	0	0	0			9		840	0	0		0	1	¢	0	0	0	0	0	8	9	2	3	0	2	4	0	. 0	. 0	0
14	1 3	12		133			6	26	4	241	- 11	0	0	22	0	6	0	Û	Ó	0	0	Û	6	0	1	8	0	17	133	1	277	
1	13	374	0	- 96	35	105	9	6.5	- 27	144	- 5	71.	53	- 34		7	3.	- 34	. 2	. 5.	2	.13	21	_12	0	- 04	۵	24	124	8	122	4

从表 3 可以看出,SSRS 系统能够把观察数据基本分成 3 类:应用程序使用频繁、通信活跃的一类群体(类别 1);应用 程序使用频率中等、通信活跃度也一般的群体(类别 2);较少 使用手机中的应用程序、通信也不活跃的群体(类别 3)。

当我们将 SOM 竞争层神经元数目设为 12 时,SSRS 对 群体的分类将得到进一步细化。表 4 是将 SOM 竞争层神经 元数目设为 12 时,根据 SSRS 系统的分类结果从中抽取 4 个 类别(类别 1,3,4,12),每个类别随机抽取 5 个样本得到的数 据。从表 4 中可以观察到类似表 3 的结论,而且比表 3 分类 更明显、更加准确。

表 4 obsdata, 神经元数为 12 时的分类情况(原始数据)



结束语 本文在 Nathan Eagle 博士的 reality mining 项目的基础上,用 Nathan Eagle 提供的数据,构造个体特征模式。用这些个体特征模式,创建并训练 SOM 神经网络,运用训练好的神经网络实现群体分类以及相似个体的识别。理论和实验结果表明,我们的个体特征模式的算法是有效的,用我

- [8] Chen W T, Wen C H, Yang C W. A fast two-dimensional entropic thresholding algorithm [J]. Pattern Recognition, 1994, 27 (7), 885-893
- [9] Gong J, Li L Y, Chen W N. Fast recursive algorithm for two-dimensional thresholding [J]. Pattern Recognition, 1998, 31(3); 295-300
- [10] 吴成茂,田小平,谭铁牛.二维熵阈值法的修改及其快速迭代算 法[J].模式识别与人工智能,2010,23(1):127-136
- [11] 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
- [12] 吴一全,张金矿.二维直方图 0-划分最大平均离差阈值分割算法[J].自动化学报,2010,36(5):634-643
- [13] 童小念,刘娜. 一种基于遗传算法的最优阈值图像分割算法[J]. 武汉理工大学学报;交通科学与工程版,2008,32(2):301-304
- [14] 张云飞,张晔. 利用二维熵自动确定图像分割的阈值[J]. 哈尔滨 工程大学学报,2006,27(3):353-356
- [15] 姚敏. 数字图像处理[M]. 北京:机械工业出版社,2008

们的方法进行相似个体识别能够达到良好的识别效果。

## 参考文献

- [1] Reality mining[EB/OL]. http://reality.media.mit.edu/
- [2] Eagle N, Pentland A. Social Serendipity: Mobilizing Social Software[J]. IEEE Pervasive Computing (Special Issue: The Smart Phone), April-June 2005:28-34
- [3] Wasserman S, Faust K. Social Network Analysis: Methods and Applications[M]. New York; Cambridge Univ Press, 1994
- [4] Kossinets G, Watts D. Empirical analysis of an evolving social netwok[J]. Science, 2006, 311, 88-90
- [5] Ebel H, Mielsh L, Bornholdt S, Scale-free topology of e-mail networks[J]. Phys Reve, 2002, 66: 35103
- [6] Aiello W, Chung F, Lu L. A random graph model for massive graphs[C] // Proceedings of the Thirty-sencond Annal ACM Symposium on Theory of Computing. New York: Association for Computing Machinery, 2000:171-180
- [7] Onnela J, et al. Structure and tie strengths in mobile communication networks[J]. Proc Natl Acad Sci, 2007, 104, 7332-7336
- [8] Eagle N, Mobile Phones as Social Sensors [M]. The Handbook of Emergent Technologies in Social Research, Oxford University Press, 2010
- [9] Eagle N, Pentland A. Eigenbehaviors: Identifying Structure in Routine[J]. Behavioral Ecology and Sociobiology, 2009, 63(7): 1057-1066
- [10] Eagle N, de Montjoye Y, Bettencourt L. Community Computing: Comparisons Between Rural and Urban Societies Using Mobile Phone Data[J]. IEEE Social Computing, 2009;144-150
- [11] Eagle N, Pentland A, Lazer D. Inferring Scoial Network Structure Using Mobile Phone Data[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences(PNAS),2009,106(36):15274-15278
- [12] Eagle N, Pentland A, Lazer D. Inferring Social Network Structure Using Mobile Phone Data[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences (PNAS),2009,106(36):15274-15278
- [13] Hagan M T, Howard B. Demuth. Neural network Design(Har/ Dis edition)[M]. PWS Pub. Co., 1995