

# 灰度-梯度共生矩阵模型的加权条件熵阈值法

张 弘, 范九伦

ZHANG Hong, FAN Jiu-lun

西安邮电学院 信息与控制系, 西安 710061

Department of Information and Control, Xi'an University of Post and Telecommunications, Xi'an 710061, China

ZHANG Hong, FAN Jiu-lun. Maximum weighted conditional entropy threshold algorithm based on gray-gradient co-occurrence matrix model. Computer Engineering and Applications, 2010, 46(6): 10-13.

**Abstract:** The maximum entropic threshold method is a common image segmentation technology based on the "gray-gray means". This approach focuses on extracting the internal information, but ignores the edge information. Using the image gradient information, this paper establishes "gray-gradient co-occurrence matrix", combined with the maximum conditional entropy threshold selection formula. A 2-D weighted maximum entropic threshold method is presented to obtain the internal and edge informations of the image. The results show that this method can preserve the more image edge information. The conditional entropy can be weighted, the weights can be adjusted according to the actual requirements, the segmentation results both with internal and edge informations of the image can be obtained.

**Key words:** conditional entropic threshold method; gray-gradient co-occurrence matrix; weighted; image segmentation

**摘 要:** 基于二维灰度直方图的最大熵阈值法是依据“灰度-灰度均值”构成直方图的图像分割方法, 该方法着重于图像的内部信息, 忽略了边界区域的信息。应用图像的梯度信息建立“灰度-梯度共生矩阵”, 构造图像的二维灰度直方图, 结合最大条件熵法进行阈值选取。为了充分提取图像内部和边缘信息, 提出了二维加权最大熵阈值法。结果表明, 该方法一方面能够保留更多的图像边缘信息, 另一方面能够根据实际需要调节权值大小, 得到兼顾图像内部和边缘信息的分割结果。

**关键词:** 条件熵阈值法; 灰度-梯度共生矩阵; 加权; 图像分割

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2010.06.003 文章编号: 1002-8331(2010)06-0010-04 文献标识码: A 中图分类号: TN911.73

## 1 引言

图像分割是计算机视觉中的一个关键问题, 在图像分析、图像识别、图像检测等方面占有非常重要的地位。其中基于图像统计灰度分布的阈值方法应用最为广泛, 该方法根据一定的阈值将目标从视场背景分离出来<sup>[1-2]</sup>。在实际系统中, 图像目标和背景之间并不具备截然不同的灰度, 随着可见光照射角度的不同, 目标的亮度和背景的亮度均要变化。因此阈值的正确选择是很重要的, 直接影响着分割的精度及图像描述分析的正确性。

图像灰度直方图反映的是图像的灰度分布特征, 不包含边界信息, 不能反映图像的局部特征, 这使得基于灰度直方图进行分割时不能充分利用图像的一些细节特征。梯度在数字图像处理中常用于描述图像灰度在空间中的变化状况。由于图像边缘具有不连续性的重要特征, 梯度值大的像素点是边缘的可能性也较大, 故梯度信息在很多图像处理算法如边缘检测、特征检测等中被作为算法的关键信息进行处理。

C.H.Chen 较早提出了基于梯度的图像处理方法<sup>[3]</sup>; 洪继光

提出了“灰度-梯度共生矩阵”纹理分析方法, 对图像的纹理进行分析和鉴别<sup>[4]</sup>; 周德龙等人提出了一种基于“灰度-梯度共生矩阵”的最大熵阈值选取法<sup>[5]</sup>。为了利用图像具有的模糊特性, H.D.CHENG 等人给出了共生矩阵的模糊化<sup>[6]</sup>并用于纹理分割。国内很多学者也研究了图像边缘信息在图像分割中的应用问题<sup>[7-14]</sup>。这些研究成果显示, 将图像的灰度和梯度信息相结合, 给出阈值选取的确切依据, 定量描述所选阈值与图像组成之间的关系, 是图像阈值分割和边缘检测的有效手段<sup>[15]</sup>。

研究基于“灰度-梯度共生矩阵”的最大熵阈值法, 根据实际需要对各部分条件熵进行加权处理, 得到兼顾图像内部和边缘信息的分割结果。通过实验表明, 该方法可以根据图像的不同特性以及实际需要调整权值, 获得分割目标清晰、边缘丰富的图像。

## 2 灰度-梯度共生矩阵

“灰度-梯度共生矩阵”的元素  $h(i, j)$  定义为在归一的灰度图像  $F(i, j)$  和归一的梯度图像  $G(i, j)$  中共同具有灰度值为  $i$ 、

**基金项目:** 国家自然科学基金(the National Natural Science Foundation of China under Grant No.60572133); 陕西省教育厅专项科研计划资助项目(No.09JK721)。

**作者简介:** 张弘(1976-), 女, 博士生, 主要研究方向为: 模式识别与图像处理、智能控制; 范九伦(1964-), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为: 模糊集理论、模糊信息处理、模式识别与图像处理。

**收稿日期:** 2009-11-10 **修回日期:** 2009-12-28

梯度值为  $j$  的总像点数<sup>[4]</sup>。灰度-梯度共生矩阵模型集中反映了图像中两种最基本的要素,即像点的灰度和梯度(或边缘)的相互关系。各像点的灰度是构成一幅图像的基础,反映图像的内部信息,而梯度则是构成图像边缘轮廓的要素,图像的主要信息是由图像的边缘轮廓提供的,可以认为是图像的外部信息。

在一幅白色背景黑色物体的灰度图像中,假设背景的灰度为  $B$ ,目标的灰度为  $0$ ,背景和背景内部各像点分别具有各自比较均匀的灰度值,这些像素点的梯度值趋向于零,并在灰度-梯度空间的灰度轴的  $B$  和  $0$  附近聚集。而在背景和背景之间的边缘区域内的像素点,其灰度值在  $B$  和  $0$  之间,其梯度值的大小取决于背景与目标之间的反差和边界的宽度,并与梯度算子的窗口大小有关。当两者一定时,反差大则梯度值高;若反差和窗口固定,则边界越宽梯度值就越小。因此,灰度-梯度空间能够很清楚地描绘图像内各像点灰度与梯度的分布规律,描绘图像背景和背景之间的边界情况,同时也给出了各像素点与其邻域像素点之间的空间关系,因而能很好地描绘图像的纹理。

### 2.1 灰度、梯度的归一化处理

采用拉普拉斯算子计算灰度图像中各像点的梯度值,假设  $M、N$  为图像的行列数,  $g(i,j)$  为各像素点的梯度值 ( $i=1,2,\dots,M; j=1,2,\dots,N$ ), 其计算公式如下:

$$g(i,j)=4f(i,j)-f(i+1,j)-f(i-1,j)-f(i,j+1)-f(i,j-1) \quad (1)$$

对梯度的归一化变换为:

$$G(i,j)=INT(g(i,j) \times N_g / g_{\max}) + 1 \quad (2)$$

其中  $INT$  表示取整运算;  $g_{\max}$  是图像中最大的梯度值,  $N_g$  是归一的最大梯度值,文中取  $N_g=64$ 。另外,对灰度的归一化变换为:

$$F(i,j)=INT(f(i,j) \times N_f / f_{\max}) + 1 \quad (3)$$

其中  $INT$  表示取整运算;  $f_{\max}$  是图像中最大的灰度值,  $N_f$  是归一的最大灰度值,文中取  $N_f=256$ 。

### 2.2 灰度-梯度共生矩阵的计算

在归一的灰度图像  $F(i,j)$  和归一的梯度图像  $G(i,j)$  中,统计同时使  $F(i,j)=i$  和  $G(i,j)=j$  的像素点对数,此值即为共生矩阵  $C$  的第  $(i,j)$  个元素的值  $c_{ij}$ ,在灰度值为  $i$  且梯度值为  $j$  处的共生矩阵的概率按下式计算:

$$P_{ij} = \frac{c_{ij}}{\sum_i \sum_j c_{ij}} \quad (4)$$

### 3 灰度-梯度最大条件熵阈值法

一维最大熵阈值法(如 Kapur 方法)是基于图像的原始直方图,仅仅利用了点灰度信息而未充分利用图像的空间信息。Abulateb 和 Brink 提出的二维最大熵阈值法利用了图像中各像素的点灰度及其区域灰度均值生成的二维直方图,并以此为依据选取最佳阈值。

根据前面的描述,得知一幅图像的共生矩阵是一个  $N_g \times N_g$  维的矩阵  $C=[c_{ij}]_{N_g \times N_g}$ ,由于该算法是建立在共生矩阵和最大熵基础上的,因而,既利用了图像的灰度信息也利用了图像的空间信息。图 1 为共生矩阵的 4 个象限,数组的原点在左上角,向右梯度值增加,向下灰度值增加。

设有一幅  $M \times N$  个像素点的图像,  $G=[0,1,\dots,N_g-1]$  为灰度取值范围,这里  $N_g=256$ 。定义位于坐标  $(x,y)$  像素的灰度值为  $f(x,y)$ 。假设阈值在  $(s,t)$  处,且目标灰度值较低,背景灰度值较高,则阈值  $(s,t)$  将图像划分为图中  $A、B、C、D$  四个部分,定义 4

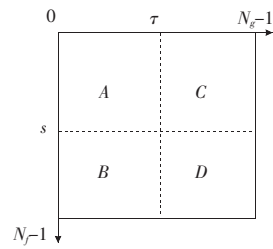


图 1 共生矩阵的象限

个概率值:

$$P_A = \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t p_{ij}, \quad P_B = \sum_{i=s+1}^{N_g-1} \sum_{j=0}^t p_{ij} \quad (5)$$

$$P_C = \sum_{i=0}^s \sum_{j=t+1}^{N_g-1} p_{ij}, \quad P_D = \sum_{i=s+1}^{N_g-1} \sum_{j=t+1}^{N_g-1} p_{ij}$$

在每个象限中对概率进行归一化处理,使每个象限的概率和等于 1,这样得到各象限每个点的概率为:

$$P_{ij}^A = \frac{p_{ij}}{P_A} = \frac{c_{ij} / (\sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t c_{ij})}{\sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t [c_{ij} / (\sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t c_{ij})]} = \frac{c_{ij}}{\sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t c_{ij}} \quad (6)$$

$$P_{ij}^B = \frac{p_{ij}}{P_B} = \frac{c_{ij}}{\sum_{i=s+1}^{N_g-1} \sum_{j=0}^t c_{ij}} \quad (7)$$

$$P_{ij}^C = \frac{p_{ij}}{P_C} = \frac{c_{ij}}{\sum_{i=0}^s \sum_{j=t+1}^{N_g-1} c_{ij}} \quad (8)$$

$$P_{ij}^D = \frac{p_{ij}}{P_D} = \frac{c_{ij}}{\sum_{i=s+1}^{N_g-1} \sum_{j=t+1}^{N_g-1} c_{ij}} \quad (9)$$

图像目标和背景内部灰度级比较均匀,其梯度值是零或较低的值,而图像边缘处梯度值较大,梯度越大越可能是边缘。因此象限  $A$  中  $c_{ij}$  表示  $i$  属于目标和  $j$  不属于边缘的像素数目,象限  $B$  中  $c_{ij}$  表示  $i$  属于背景和  $j$  不属于边缘的像素数目,象限  $C$  中  $c_{ij}$  表示  $i$  属于目标和  $j$  属于边缘的像素数目,象限  $D$  中  $c_{ij}$  表示  $i$  属于背景和  $j$  属于边缘的像素数目。

定义 4 个条件熵为:

$$H(\overline{edge/object}) = H(\overline{E/O}) = - \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t p_{ij}^A \text{lb} p_{ij}^A \quad (10)$$

$$H(\overline{edge/background}) = H(\overline{E/B}) = - \sum_{i=s+1}^{N_g-1} \sum_{j=0}^t p_{ij}^B \text{lb} p_{ij}^B \quad (11)$$

$$H(\overline{edge/object}) = H(\overline{E/O}) = - \sum_{i=0}^s \sum_{j=t+1}^{N_g-1} p_{ij}^C \text{lb} p_{ij}^C \quad (12)$$

$$H(\overline{edge/background}) = H(\overline{E/B}) = - \sum_{i=s+1}^{N_g-1} \sum_{j=t+1}^{N_g-1} p_{ij}^D \text{lb} p_{ij}^D \quad (13)$$

则图像的条件熵定义为:

$$H_{\tau}(s,t) = \frac{1}{4} [H(\overline{E/O}) + H(\overline{E/B}) + H(\overline{E/O}) + H(\overline{E/B})] \quad (14)$$

为了获得图像中目标和背景以及边缘的最大信息量,最佳阈值  $(s^*, t^*)$  由下式确定<sup>[5]</sup>:

$$(s^*, t^*) = \underset{0 \leq s \leq N_g-1, 0 \leq t \leq N_g-1}{\text{Arg max}} [H_{\tau}(s,t)] = \underset{0 \leq s \leq N_g-1, 0 \leq t \leq N_g-1}{\text{Arg max}} \left\{ \frac{1}{4} [H(\overline{E/O}) + H(\overline{E/B}) + H(\overline{E/O}) + H(\overline{E/B})] \right\} \quad (15)$$

应用上述最大条件熵公式,针对一些边缘信息比较多的图

像进行了分割实验,结果如图2~图6所示。由图2~图6中(d)图可以看到,分割结果既保留了目标的信息,又保留了详细的边缘信息。但是此方法的明显不足是,对于目标和边缘的信息保留过多,以致分割清晰度不够,影响了目标的提取。为此在下一章给出改进方法。

#### 4 最大加权条件熵阈值法

如果分割目的主要在于提取目标信息,则可以选用灰度-梯度共生矩阵中A、B象限的条件熵:

$$H_T'(s, t) = \frac{1}{2} [H(\bar{E}/O) + H(\bar{E}/B)] \quad (16)$$

则最佳阈值 $(s^*, t^*)$ 由下式确定:

$$(s^*, t^*) = \text{Arg} \max_{0 \leq s \leq N_s - 1, 0 \leq t \leq N_t - 1} [H_T'(s, t)] = \text{Arg} \max_{0 \leq s \leq N_s - 1, 0 \leq t \leq N_t - 1} \left\{ \frac{1}{2} [H(\bar{E}/O) + H(\bar{E}/B)] \right\} \quad (17)$$

分割结果如图(e)所示,可以看到比较清晰地提取了目标信息,但对边缘信息保留很少,在需要提取边缘信息的情况下,此算法有不足。因此,为了能使目标内部和边缘的信息都能得

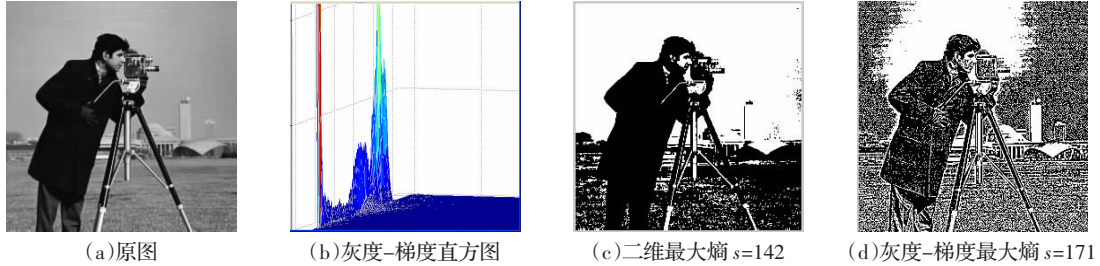


图2 cameraman 图的分割

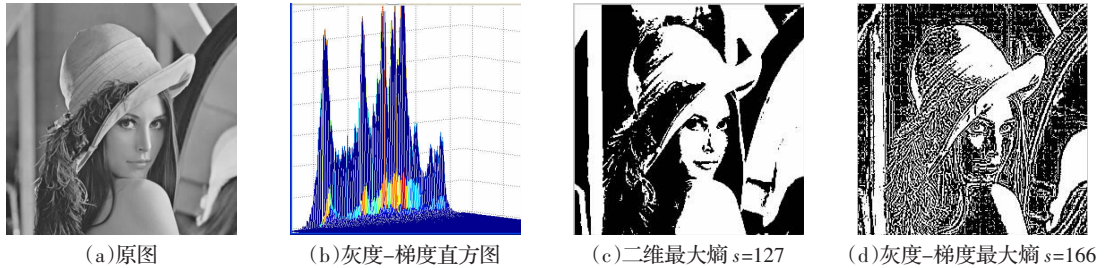


图3 lena 图的分割

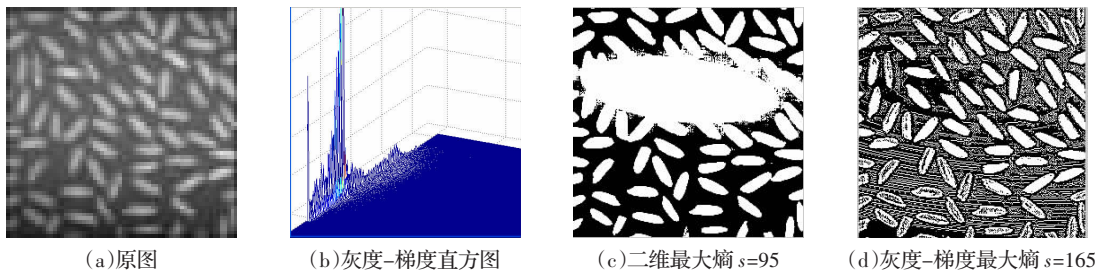


图4 rice 图的分割

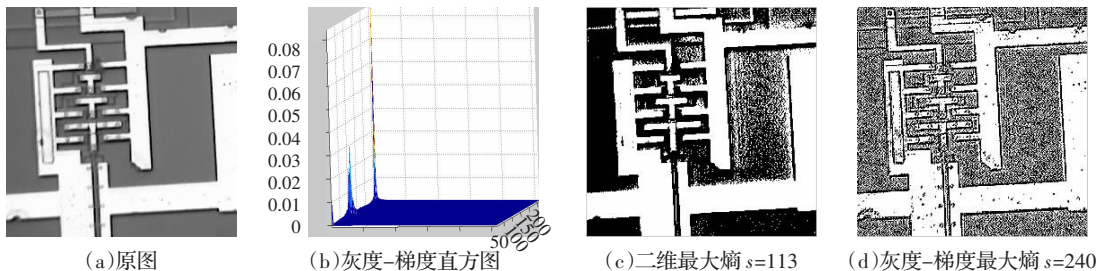


图5 ic 图的分割

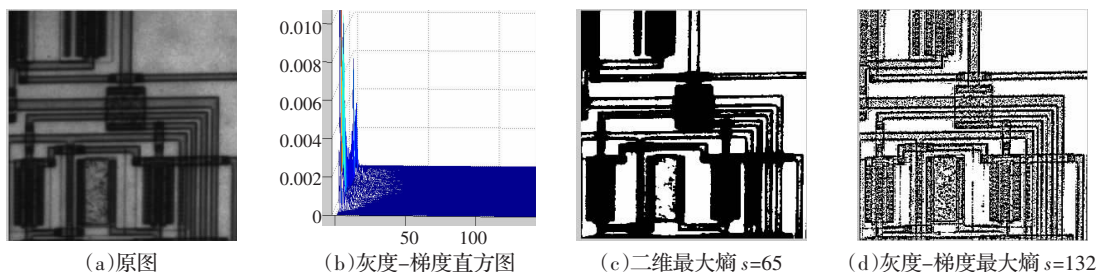


图6 circuit 图的分割

到适当的提取保留,可以根据条件熵公式(14),基于目标和边缘提取的实际需求对图像 A、B、C、D 象限的条件熵进行加权处理,则最佳阈值( $s^*, t^*$ )由下式确定:

$$(s^*, t^*) = \underset{0 \leq s \leq N_s - 1, 0 \leq t \leq N_t - 1}{\text{Arg max}} [H_T''(s, t)] = \underset{0 \leq s \leq N_s - 1, 0 \leq t \leq N_t - 1}{\text{Arg max}} [\alpha_1 H(\bar{E}/O) + \alpha_2 H(\bar{E}/B) + \alpha_3 H(\bar{E}/O) + \alpha_4 H(\bar{E}/B)] \quad (18)$$

其中  $\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3 + \alpha_4 = 1$ , 即: A、B、C、D 四个象限的条件熵加权和为 1。公式(14)和(16)可认为是公式(18)的特殊情况。

### 5 最大加权条件熵分割结果

仿真实验在 MATLAB7 环境下, Intel Core 2.8 GHz CPU, 2G 内存微处理器上进行。应用最大条件熵加权公式(18), 针对不同灰度特征类型的图像分别进行了实验, 大量分割实验效果表明, 所采用的加权条件熵方法是有效的, 并且通过权系数  $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4$  的适当选择, 可以获得兼顾内部信息和边缘信息, 同时满足实际需要的分割图像。

例如, 对于 cameraman 图, 不用加权系数只取 A、B 象限直方图信息分割结果如图 7(a)所示, 对 A、B 象限的熵值加权:  $\alpha_1=0.42, \alpha_2=0.58, \alpha_3=0, \alpha_4=0$ , 得分割结果如图 7(b)所示, 可以看到图像内部均匀, 轮廓清晰。对 A、B、C、D 象限的熵值均加权处理:  $\alpha_1=0.1, \alpha_2=0.4, \alpha_3=0.1, \alpha_4=0.4$ , 得分割结果如图 7(c)所示, 同理, 分别得到图 8~图 11 的加权分割结果。由此分割结果可看到, 在保持目标和背景清晰合理分割的情况下, 也保留了适当的边缘和内部纹理信息, 提供了前面分割结果所不具备的图像细节信息。各图像的分割阈值与权系数见表 1。

以上图 7~图 11 中的 (b) 为只对 A、B 象限条件熵加权的分



图 7 cameraman 图的加权分割



图 8 lena 图的加权分割

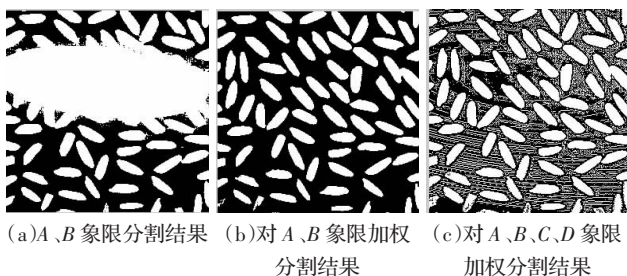


图 9 rice 图的加权分割

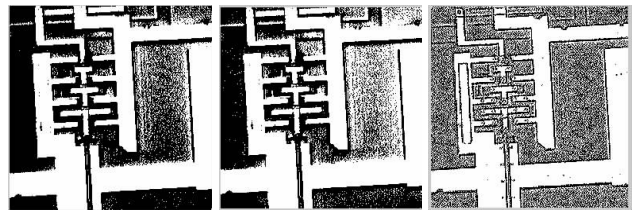


图 10 ic 图的加权分割

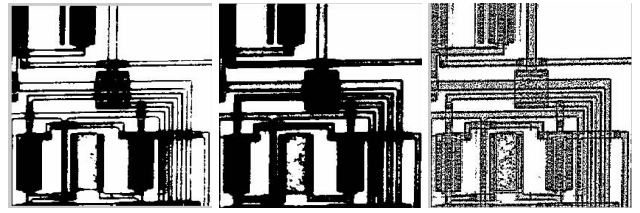


图 11 circuit 图的加权分割

表 1 不同加权方法的分割结果及权系数

实验图像	A、B 不加权阈值	A、B 加权阈值 ( $\alpha_1, \alpha_2$ )	A、B、C、D 加权阈值 ( $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4$ )
cameraman	140	127(0.42, 0.58)	115(0.1, 0.4, 0.1, 0.4)
lena	136	126(0.45, 0.55)	131(0.15, 0.35, 0.15, 0.35)
rice	94	119(0.77, 0.23)	111(0.1, 0.4, 0.1, 0.4)
ic	114	111(0.4, 0.6)	203(0.15, 0.35, 0.15, 0.35)
circuit	69	92(0.6, 0.4)	115(0.15, 0.35, 0.15, 0.35)

割结果, 主要考虑图像目标和背景的内部信息。图(c)通过对 4 个条件熵进行加权, 得到了兼顾图像目标、背景以及边缘和细节信息的分割结果, 其中权系数的选择主要与灰度分布情况有关系。

### 6 结论

应用图像的梯度信息, 建立灰度-梯度共生矩阵, 结合最大条件熵的方法进行阈值选取。实验结果表明, 应用灰度和梯度信息相结合的方法进行阈值选取, 与灰度-灰度矩阵的二维最大熵分割方法相比能够保留更多的图像边缘信息, 并且还可以根据实际需要调节条件熵算法的权值, 得到兼顾图像内部和边缘信息的分割图像。另外, 条件熵权值的具体选择准则可依据图像灰度分布情况以及实际要求来计算。

### 参考文献:

- [1] Sahoo P K, Soltanti S, Wong A K C, et al. A survey of the thresholding techniques[J]. Comp Vision Graphics Image Process, 1988, 41: 233-260.
- [2] Pal N R, Pal S K. A review of image segmentation techniques[J]. Pattern Recognition, 1993, 26(9): 1277-1294.
- [3] Chen C H. Note on a modified gradient method for image analysis[J]. Pattern Recognition, 1978, 10(4): 261-264.
- [4] 洪继光. 灰度-梯度共生矩阵纹理分析方法[J]. 自动化学报, 1984, 10(1): 22-25.
- [5] 周德龙, 潘泉, 张洪才, 等. 最大熵阈值处理算法[J]. 软件学报, 2001, 12(9): 1420-1423.
- [6] Cheng H D, Chen C H, Chiu H H. Image segmentation using fuzzy homogeneity criterion[J]. Information Sciences, 1997, 98: 237-262.