第 42 卷第 2 期
2013 年 2 月

光 子 学 报
ACTA PHOTONICA SINICA

Vol. 42 No. 2
February 2013

doi:10.3788/gzxb20134202.0234

二维 Arimoto 熵直线型阈值分割法

张弘[1,2a],范九伦[2b]

(1 西安电子科技大学 电子工程学院,西安 710071)

(2 西安邮电大学 a. 自动化学院;b. 通信与信息工程学院,西安 710061)

摘　要:Arimoto 熵是一种广义熵形式. 本文首先指出了已提出的二维 Arimoto 熵阈值分割法的表述错误,给出了正确的二维 Arimoto 熵阈值分割法;然后提出了二维 Arimoto 熵直线型阈值分割法,并给出了快速递推公式;对 Arimoto 熵公式中参量的选择进行了探讨,并基于标准图像进行了分割性能评估. 大量分割实验表明,二维 Arimoto 熵直线型阈值法至少与二维 Arimoto 熵和二维 Renyi 熵直线型阈值法分割效果相当;在图像边缘和噪音信息丰富的情况下,二维 Arimoto 熵直线型阈值法的分割效果优于二维 Arimoto 熵和二维 Renyi 熵直线型阈值法,是一种有效的图像阈值方法.

关键词:阈值分割;Arimoto 熵;二维直方图;直线型阈值

中图分类号:TP391　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1004-4213(2013)02-0234-7

Two-Dimensional Arimoto Entropy Linear-type Threshold Segmentation Method

ZHANG Hong[1,2a], FAN Jiu-lun[2b]

(1 *School of Electronic Engineering*, *Xidian University*, *Xi'an* 710071, *China*)

(2 a. *School of Automation*; b. *School of Communication and Information Engineering*, *Xi'an University of Posts and Telecommunications*, *Xi'an* 710061, *China*)

Abstract: Arimoto entropy is a general form of entropy. Firstly, a representation error on the two-dimensional Arimoto entropy is pointed out, and a correct two-dimensional Arimoto entropy thresholding method is given; a two-dimensional Arimoto entropy linear-type thresholding method and its fast recursive formula are proposed; Arimoto entropy formula parameter selection and the segmentation performance assessment according to the ground truth images are discussed. A large number of segmentation experiment results show that the two-dimensional Arimoto entropy linear-type thresholding method has at least a similar effect with the two-dimensional Arimoto entropy & the two-dimensional Renyi entropy linear-type thresholding; in the cases of the more image edge and noise information, the two-dimensional Arimoto entropy linear-type method is better than the two-dimensional Arimoto entropy & the two-dimensional Renyi entropy linear-type method, is a effective thresholding method.

Key words: Threshold segmentation; Arimoto entropy; Two-dimensional histogram; Linear-type threshold

0　引言

图像分割是图像处理中的关键问题,是图像分析、理解、机器视觉及自动目标识别中的难点. 阈值分割法具有快速和易于实现的特性,是一种最常用的图像分割技术,其关键在于阈值的选取. 鉴于 Shannon 熵是平均信息量的表征,实现简单、性能稳定并具有良好的信息论背景,因而基于 Shannon 熵的阈值法成为一类典型的阈值选取方法[1-2]. 考虑到灰度图像的空间分布信息,一些学者将该方法由一

基金项目:国家自然科学基金(No. 61102095)和陕西省教育厅专项科研计划(No. 12JK0498)资助

第一作者:张弘(1976－),女,副教授,博士研究生,主要研究方向为模式识别与图像处理. Email:zhmlsa@xupt.edu.cn

收稿日期:2012-07-30;**录用日期**:2012-10-19

维拓展到了二维，通过图像灰度—邻域平均灰度二维直方图来选取阈值[3-4].

由于图像信息本质上具有非可加性，而 Shannon 熵只能对满足可加条件的随机实验的不确定性进行度量，人们考虑用 Shannon 熵的广义形式进行阈值选取，如 Renyi 熵方法[3]、Tsallis-Havrda-Charvát 熵方法等[4]. 针对二维熵算法计算复杂、耗时较长、实用性差的问题，有学者提出了快速递推算法[5]. 王士同等的研究已表明，只要参量相同，不论是一维还是二维，基于 Renyi 熵的分割阈值和基于 Tsallis-Havrda-Charvát 熵的分割阈值相同[6].

Arimoto 在研究有限参量估计问题时定义了一种广义熵函数——Arimoto 熵，该熵在处理决策误差概率时非常有效[7]，并且能得到误差概率的上界，适合应用于图像阈值分割中. 因此，有学者提出一种基于二维 Arimoto 熵的阈值分割方法，并在此基础上研究了一种基于二维 Arimoto 熵阈值分割的快速算法[8]. 本文的研究发现，文献[8]对 Arimoto 熵公式的引用是错误的，导致二维 Arimoto 熵的阈值分割算法的应用随之出错. 为此，本文修正了文献[8]中的错误，给出了正确的二维 Arimoto 熵阈值法及其简化公式，进而借鉴二维灰度直方图区域的“直线型”划分方式[9-10]，提出了二维 Arimoto 熵直线型阈值分割方法以及快速算法，并对参量的选择进行了探讨.

1 Armioto 熵

在文献[7,11]中，Arimoto 熵的定义为

$$H_n^\alpha(P)=\frac{\alpha}{\alpha-1}\left[1-\left(\sum_{i=1}^{n}p_i^\alpha\right)^{\frac{1}{\alpha}}\right],(\alpha>0,\alpha\neq 1) \quad (1)$$

式中 $P=(p_1,p_1,\cdots,p_n)\in\Delta_n$，$\Delta_n=\{(p_1,p_1,\cdots,p_n)\mid p_i\geqslant 0,i=1,2,\cdots,n,n\geqslant 2,\sum_{i=1}^{n}p_i=1\}$. Arimoto 熵因其形式类似于向量的 R-范数，也被称作 R-范数熵[12]. 当$\alpha\to 1$时，Arimoto 熵等同于 Shannon 熵，即

$$\lim_{\alpha\to 1}H_n^\alpha(P)=H_n^1(P)=-\sum_{i=1}^{n}p_i\ln p_i \quad (2)$$

Arimoto 熵还具有准可加性，即若随机变量 X 与 Y 相互独立，那么

$$H_n^\alpha(X,Y)=H_n^\alpha(X)+H_n^\alpha(Y)-\frac{\alpha-1}{\alpha}H_n^\alpha(X)H_n^\alpha(Y) \quad (3)$$

通过式(3)，可以把熵分成三类：

1)次可加熵（$\alpha<1$）

$H_n^\alpha(X,Y)<H_n^\alpha(X)+H_n^\alpha(Y)$

2)可加熵（$\alpha=1$）

$H_n^\alpha(X,Y)=H_n^\alpha(X)+H_n^\alpha(Y)$

3)超可加熵（$\alpha>1$）

$H_n^\alpha(X,Y)>H_n^\alpha(X)+H_n^\alpha(Y)$

在图像处理中，图像分割具有信息量不可加性的特点[13]，所以 Arimoto 熵适合于应用到图像分割领域. 文献[8]曾提出了基于 Arimoto 熵的二维阈值分割法，但这里需要指出的是，文献[8]对 Arimoto 熵定义的引用表述为

$$H_n^\alpha(P)=\frac{\alpha}{1-\alpha}\left[1-\left(\sum_{i=1}^{n}p_i^\alpha\right)^{\frac{1}{\alpha}}\right],(\alpha>0,\alpha\neq 1) \quad (4)$$

将式(4)与式(1)对比可见，其表述是错的，多了一个负号，即上式等号右侧系数的分母部分应该为 $\alpha-1$，而不是 $1-\alpha$.

2 二维 Arimoto 熵阈值分割及其快速算法

2.1 二维 Arimoto 熵阈值分割

鉴于一维图像阈值分割方法常对含噪图像的分割效果较差，人们提出利用二维直方图进行阈值选取. 对于一幅 $M\times N$ 的数字图像，用 $f(x,y)$表示图像上坐标为(x,y)的灰度值，$g(x,y)$表示图像上坐标为(x,y)的像素点 $k\times k$ 邻域的平均灰度值，$g(x,y)$的定义为

$$g(x,y)=\left\lfloor\frac{1}{k\times k}\sum_{m=-(k-1)/2}^{(k-1)/2}\sum_{n=-(k-1)/2}^{(k-1)/2}f(x+i,y+j)\right\rfloor \quad (5)$$

式中，$\lfloor\,\rfloor$为取整运算，k 为邻域宽度，一般取奇数.

由灰度级 $f(x,y)$和邻域平均灰度级 $g(x,y)$组成二元组记为(i,j)，在此基础上定义图像的二维直方图，该二维直方图定义在一个$(L-1)\times(L-1)$大小的正方形区域上，横坐标表示图像像元的灰度值，纵坐标表示像元的邻域平均灰度值. 设二元组(i,j)出现的频数为 c_{ij}，则二元组(i,j)发生的频率 $p_{ij}=\frac{c_{ij}}{M\times N}$，其中 $0\leqslant i,j\leqslant L-1$，$\sum_{i=0}^{L-1}\sum_{j=0}^{L-1}p_{ij}=1$.

根据二维直方图的定义，假设在阈值(s,t)处将二维直方图分成 4 个区域，如图 1.

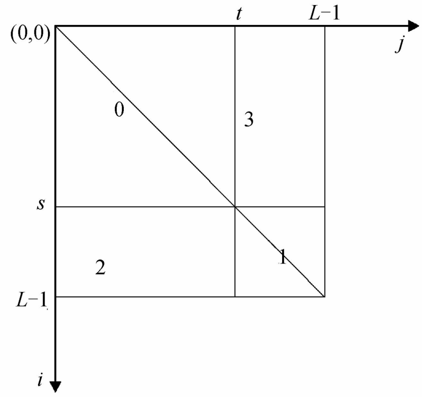

图 1 二维直方图区域划分

Fig. 1 Quadrants in 2D histogram

对角线上的两个区域0和1分别表示目标和背景,远离对角线的区域2和3分别表示边缘和噪音[4-5].通常边缘和噪音在图像中相对于目标和背景来说只占少部分,因此传统二维阈值法中假设区域2和3的概率值近似为0,只讨论区域0和1的信息.假设区域0和1的概率分别表示为

$$P_0(s,t)=\sum_{i=0}^{s}\sum_{j=0}^{t}p_{ij},P_1(s,t)=\sum_{i=s+1}^{L-1}\sum_{j=t+1}^{L-1}p_{ij} \tag{6}$$

且满足 $P_0(s,t)+P_1(s,t)\approx 1$.

采用Arimoto熵的正确表述,定义目标和背景的二维Arimoto熵分别为

$$H_0^{\alpha}(s,t)=\frac{\alpha}{\alpha-1}\left[1-\frac{1}{P_0(s,t)}\left(\sum_{i=0}^{s}\sum_{j=0}^{t}(p_{ij})^{\alpha}\right)^{\frac{1}{\alpha}}\right] \tag{7}$$

$$H_1^{\alpha}(s,t)=\frac{\alpha}{\alpha-1}\left[1-\frac{1}{P_1(s,t)}\cdot\left(\sum_{i=s+1}^{L-1}\sum_{j=t+1}^{L-1}(p_{ij})^{\alpha}\right)^{\frac{1}{\alpha}}\right] \tag{8}$$

式中,$\alpha>0,\alpha\neq 1$

参见式(3)的Arimoto熵准可加性,本文使用判别函数

$$J_{\alpha}(s,t)=H_0^{\alpha}(s,t)+H_1^{\alpha}(s,t)-\frac{\alpha-1}{\alpha}H_0^{\alpha}(s,t)H_1^{\alpha}(s,t) \tag{9}$$

将式(7)、(8)带入判别函数式(9)中,得

$$J_{\alpha}(s,t)=\frac{\alpha}{\alpha-1}\left\{\left[1-\frac{1}{P_0(s,t)}\left(\sum_{i=0}^{s}\sum_{j=0}^{t}(p_{ij})^{\alpha}\right)^{\frac{1}{\alpha}}+1-\frac{1}{P_1(s,t)}\left(\sum_{i=s+1}^{L-1}\sum_{j=t+1}^{L-1}(p_{ij})^{\alpha}\right)^{\frac{1}{\alpha}}\right]-\left[1-\frac{1}{P_0(s,t)}\left(\sum_{i=0}^{s}\sum_{j=0}^{t}(p_{ij})^{\alpha}\right)^{\frac{1}{\alpha}}\right]*\left[1-\frac{1}{P_1(s,t)}\left(\sum_{i=s+1}^{L-1}\sum_{j=t+1}^{L-1}(p_{ij})^{\alpha}\right)^{\frac{1}{\alpha}}\right]\right\}$$

在此,对判别函数合并推导得到其简化形式为

$$J_{\alpha}(s,t)=\frac{\alpha}{\alpha-1}\left[1-\frac{1}{P_0(s,t)*P_1(s,t)}\cdot\left(\sum_{i=0}^{s}\sum_{j=0}^{t}(p_{ij})^{\alpha}\right)^{\frac{1}{\alpha}}*\left(\sum_{i=s+1}^{L-1}\sum_{j=t+1}^{L-1}(p_{ij})^{\alpha}\right)^{\frac{1}{\alpha}}\right] \tag{10}$$

应用以上判别函数,使其达到最大,即可求得最佳阈值向量为

$$(s^*(\alpha),t^*(\alpha))=\arg\max_{(s,t)\in(L\times L)}J_{\alpha}(s,t) \tag{11}$$

据此对原图像进行分割,像元的归类方式为

$$f_F(x,y)=\begin{cases}0 & f(x,y)\leqslant s^*(\alpha)\text{且 }g(x,y)\leqslant t^*(\alpha)\\ L-1 & \text{otherwise}\end{cases} \tag{12}$$

式中,$f_F(x,y)$表示分割后图像在(x,y)的灰度值.

2.2 快速递推算法

与二维交叉熵阈值法[14]同理,用穷举搜索的方法得到二维Arimoto熵阈值的计算量很大,不能满足实时性的要求,为此给出二维Arimoto熵阈值法的快速递推公式.

定义二维联合幂概率分布式为

$$F_{\alpha}(s,t)=\sum_{i=0}^{s}\sum_{j=0}^{t}(p_{ij})^{\alpha} \tag{13}$$

具体的递推过程如下

$$P_0(0,0)=p_{00} \tag{14}$$

$$P_0(s,0)=P_0(s-1,0)+p_{s0} \tag{15}$$

$$P_0(0,t)=P_0(0,t-1)+p_{0t} \tag{16}$$

$$P_0(s,t)=P_0(s,t-1)+P_0(s-1,t)-P_0(s-1,t-1)+p_{st} \tag{17}$$

$$F_{\alpha}(0,0)=(p_{00})^{\alpha} \tag{18}$$

$$F_{\alpha}(s,0)=F_{\alpha}(s-1,0)+(p_{s0})^{\alpha} \tag{19}$$

$$F_{\alpha}(0,t)=F_{\alpha}(0,t-1)+(p_{0t})^{\alpha} \tag{20}$$

$$F_{\alpha}(s,t)=F_{\alpha}(s,t-1)+F_{\alpha}(s-1,t)-F_{\alpha}(s-1,t-1)+(p_{st})^{\alpha} \tag{21}$$

用以上快速递推公式,每次计算不必都从(0,0)开始,将计算复杂度从$O(L^4)$降低到$O(L^2)$,大大节省了计算时间.同时快速递推的过程还减少了计算过程所需的存储空间,提高了算法的效率.

3 二维Arimoto熵直线型阈值分割及其快速算法

3.1 二维Arimoto熵直线型阈值分割

在传统的二维阈值化方法中,认为边缘和噪音信息在图像中相对于目标和背景来说只占少部分,因此将图中区域2和3部分的概率近似为0来处理.这种假设忽略了边界区域和噪音信息,造成了它在某些场合是不适用的,尤其是对于边界区域和噪音信息丰富的图像.为此本文对其进行改进[9-10].

如果(s,t)是选取的阈值点,作过(s,t)且垂直于对角线的直线$r(i,j)$将二维区域分成两块$C_0(s,t)$和$C_1(s,t)$,简记为C_0和C_1,分别表示目标和背景,如图2.这样目标和背景出现的概率分别为

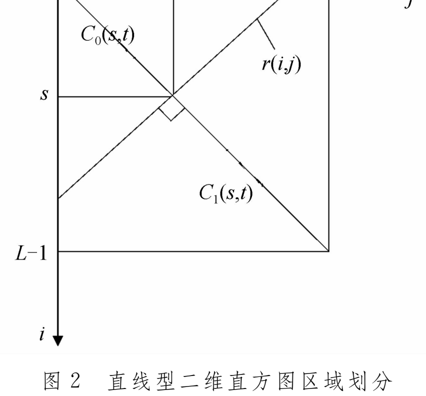

图2 直线型二维直方图区域划分

Fig.2 Linear-type quadrants in 2D histogram

$$P_0(s,t)=\sum_{(i,j)\in C_0} p_{ij},P_1(s,t)=\sum_{(i,j)\in C_1} p_{ij} \tag{22}$$

且满足 $P_0(s,t)+P_1(s,t)=1$.

目标和背景的二维 Arimoto 熵公式为

$$H_0^{\alpha}(s,t)=\frac{\alpha}{\alpha-1}[1-\frac{1}{P_0(s,t)}(\sum_{(i,j)\in C_0}(p_{ij})^{\alpha})^{\frac{1}{\alpha}}] \tag{23}$$

$$H_1^{\alpha}(s,t)=\frac{\alpha}{\alpha-1}[1-\frac{1}{P_1(s,t)}(\sum_{(i,j)\in C_1}(p_{ij})^{\alpha})^{\frac{1}{\alpha}}] \tag{24}$$

式中,$\alpha>0,\alpha\neq1$,则判别函数的简化形式为

$$J_{\alpha}'(s,t)=\frac{\alpha}{\alpha-1}[1-\frac{1}{P_0(s,t)*P_1(s,t)}\cdot (\sum_{(i,j)\in C_0}(p_{ij})^{\alpha})^{\frac{1}{\alpha}}(\sum_{(i,j)\in C_1}(p_{ij})^{\alpha})^{\frac{1}{\alpha}}] \tag{25}$$

使用式(25)作为判别函数式,使判别函数达到最大,求得最佳阈值向量$(s^*(\alpha),t^*(\alpha))$.

由于选取阈值线 $r(i,j)$ 将二维区域分成 C_0 和 C_1 两块,这时得到的阈值不再是一个点$(s^*(\alpha),t^*(\alpha))$,而是一条 $i+j=s^*(\alpha)+t^*(\alpha)$的直线,根据这条直线对原图像进行分割,像元的归类方式为

$$f_{\bar{F}}(x,y)=\begin{cases}0 & i+j\leqslant s^*(\alpha)+t^*(\alpha)\\ L-1 & i+j>s^*(\alpha)+t^*(\alpha)\end{cases} \tag{26}$$

式中,$f_{\bar{F}}(x,y)$表示分割后的图像在(x,y)的灰度值.

3.2 快速递推算法

与二维 Otsu 直线型阈值法和二维交叉熵直线型阈值法[9-10]同理,下面给出二维 Arimoto 熵直线型阈值法的递推公式.

定义二维联合幂概率分布式为

$$\bar{F}_{\alpha}(s,t)=\sum_{(i,j)\in C_0}(p_{ij})^{\alpha} \tag{27}$$

具体递推过程为

$$P_0(0,0)=p_{00},(s=0) \tag{28}$$

$$P_0(s-1,s)=P_0(s-1,s-1)+\sum_{i+j=2s-1}p_{ij},(s>0) \tag{29}$$

$$P_0(s,s)=P_0(s-1,s)+\sum_{i+j=2s}p_{ij},(s>0) \tag{30}$$

$$\bar{F}_{\alpha}(0,0)=(p_{00})^{\alpha},(s=0) \tag{31}$$

$$\bar{F}_{\alpha}(s-1,s)=\bar{F}_{\alpha}(s-1,s-1)+\sum_{i+j=2s-1}(p_{ij})^{\alpha},(s>0) \tag{32}$$

$$\bar{F}_{\alpha}(s,s)=\bar{F}_{\alpha}(s-1,s)+\sum_{i+j=2s}(p_{ij})^{\alpha},(s>0) \tag{33}$$

由以上递推公式可以看出最佳阈值向量$(s^*(\alpha),t^*(\alpha))$的确定,计算复杂度为 $O(L^2)$. 同时不必遍历整个二维直方图,只需遍历二维直方图定义域的主对角线和一条次主对角线,搜索空间为 $2L-1$ 个点.

4 参量的确定

对于参量 α 的选择,依据的是算法的适应性最强,且对大量图像都能得到较好的分割效果. 通过实验可以得到参量 α 不同取值时最优阈值的变化,实验中取 $\alpha\in[0.1,2.0]$来求取阈值,如图 3、图 4 所示为 eight、cameraman、blood、rice、IC、lena、tire 图像的最优阈值变化曲线,其中图 3 为二维 Arimoto 熵的最优阈值曲线,图 4 为二维 Arimoto 熵直线型的最优阈值曲线. 从图中可以看到,对于两种方法当 $\alpha\in[0.1,0.9]$时,大多数图像阈值比较稳定,随着 α 的变化有缓慢的变化;当$\alpha>1$时,大部分图像得到的阈值并不理想;当 α 在 1 附近时,Arimoto 熵近似等同于 Shannon 熵,阈值变化比较剧烈. 从所选的大量图像分割结果来看,当$\alpha=0.1$时,对绝大多数图像来说,两种方法的分割效果均达到最好. 因此,本文建议二维 Arimoto 熵及二维 Arimoto 熵直线型方法选取参量均为:$\alpha=0.1$.

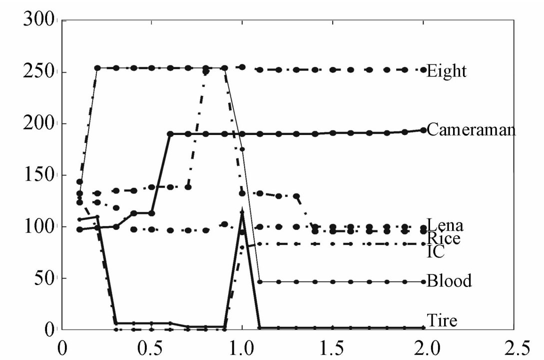

图 3　α 取不同值时二维 Arimoto 最优阈值

Fig. 3　Optimal thresholds of 2D Arimoto with different α

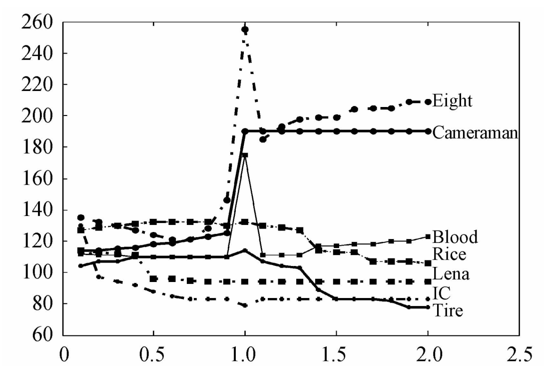

图 4　α 取不同值时二维 Arimoto 直线型最优阈值

Fig. 4　Optimal thresholds of 2D Arimoto Linear-type with different α

5 实验结果及分析

仿真实验在 Matlab 7 环境下,在奔腾 Dual

E2160,1.8 GHz CPU 和 1G 内存微处理器上进行.应用本文提出的正确算法及直线型算法,参量 α 取为 0.1,邻域窗口的大小选取为 3×3.对大量图像进行了分割实验,获得的结论是两种方法均有较好的分割效果,很多情况下两种方法的分割效果相当,而在图像边缘和噪音信息丰富的情况下,二维 Arimoto 熵直线型方法与二维 Arimoto 熵方法相比效果更佳.

本节中没有列举两种方法分割效果相当的实验结果,为了说明在有些情况下,二维 Arimoto 熵直线型方法与二维 Arimoto 熵方法在保持图像细节方面会有更好的表现,这里列出具有代表性的 rice 图像的实验结果,如图 5.其中图 5(a)为原始图像,图 5(b)为二维 Arimoto 熵方法的阈值分割结果,图 5(c)为二维 Arimoto 熵直线型方法的阈值分割结果.表 1 中列出应用快速算法的运行时间以及阈值结果,其中二维 Arimoto 熵快速算法简记为 2d-AEQ,二维 Arimoto 熵直线型快速算法简记为 2d-AELQ.为了对比,应用了二维 Renyi 熵直线型快速算法对图像进行分割实验,简记为 2d-RELQ,分割结果如图 5(d)所示,其中参量 α 取0.7[15].

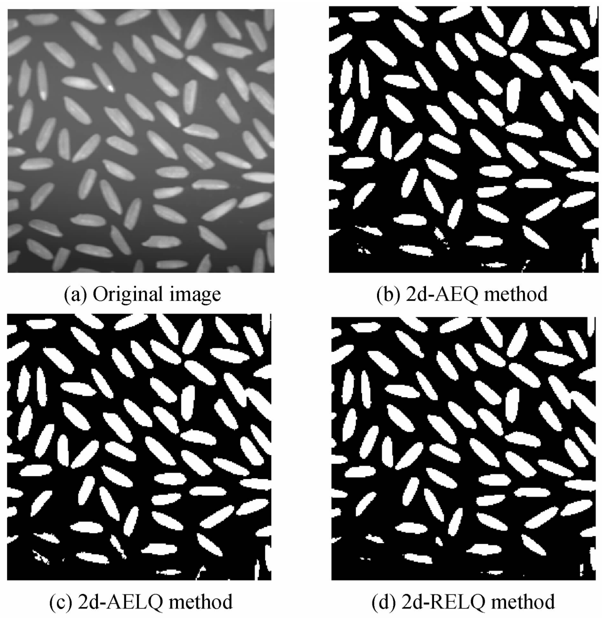

图 5 rice 图分割结果

Fig.5 Segmentation results of image rice

从分割结果可以看到,对于 rice 图的分割,二维 Arimoto 熵直线型方法对图下部的米粒提取效果是最好的;而二维 Arimoto 熵方法对图下部米粒的提取不完整;二维 Renyi 熵方法的分割结果丢失了图下部一些米粒信息.可见二维 Arimoto 熵直线型方法优于二维 Arimoto 熵方法与二维 Renyi 熵直线型方法.

实验中,对以上图像加入均值为 0、方差为 0.005的高斯噪音,得到分割结果如图 6.其中图 6(a)为加噪音的原始图像;图 6(b)为二维 Arimoto 熵方法的阈值分割结果;图 6(c)为二维 Arimoto 熵直线型方法的阈值分割结果,图 6(d)为二维 Renyi 熵直线型方法的分割结果.分割结果表明,二维 Arimoto 熵直线型方法和二维 Renyi 熵直线型方法能够更好的利用区域信息,有更好的去噪音能力,且对图下部的米粒提取的清晰性和完整性好于二维 Arimoto 熵方法.

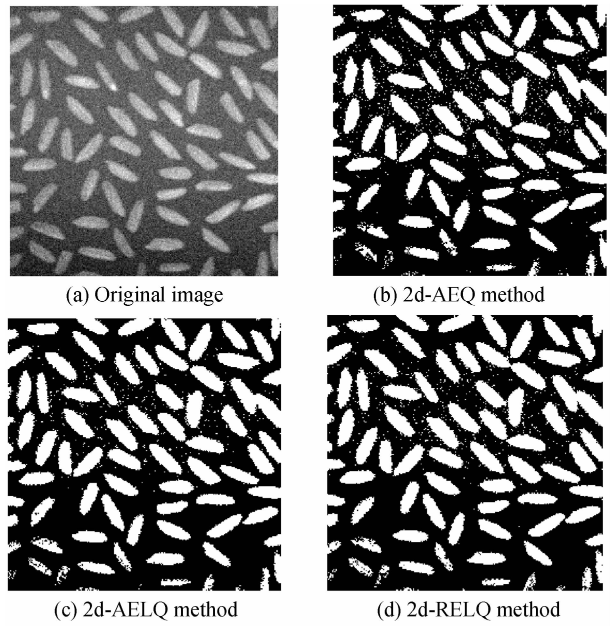

图 6 加噪音的 rice 图分割结果

Fig.6 Segmentation results of noise image rice

从表 1 可见,2d-AELQ 消耗时间稍好于 2d-RELQ,2d-AELQ 比 2d-AEQ 消耗时间稍多一点,但并不明显影响实际应用.

表 1 三种方法对 rice 图及加噪图的运行时间及阈值比较

Table 1 Time & threshold of three methods to the images & the Gaussian noise images

Thresholding method	Rice image		Rice image(noise)	
	Time/s	Threshold	Time/s	Threshold
2d-AEQ	0.766	(132,130)	1.000	(128,124)
2d-AELQ	0.922	(128,128)	1.015	(117,117)
2d-RELQ	1.047	(132,132)	1.062	(119,119)

6 性能评估

对于图像分割方法性能的评估,目前没有一种绝对有效的客观标准.为了对本文方法的分割性能做定量分析,选用在很多文献[15-16]中常用的误分类误差(Misclassification Error,ME)作为客观评价标准.ME 定义为

$$\mathrm{ME}=1-\frac{|B_{\mathrm{O}}\cap B_{\mathrm{T}}|+|F_{\mathrm{O}}\cap F_{\mathrm{T}}|}{|B_{\mathrm{O}}|+|F_{\mathrm{O}}|} \tag{34}$$

式中,B_{O}、F_{O} 分别表示图像的真实背景及前景;B_{T}、

F_T 分别表示分割图像的背景及前景，|·|表示集合·的势.

图 7(a)是测试所用的原始图像，采用文献[17]中给出的大小为 232×243 的图像；图 7(b)是参考图像的标准分割结果(ground truths)[17]；图 7(c)是二维 Arimoto 熵的分割结果；图 7(d)是本文提出的二维 Arimoto 熵直线型的分割结果；图 7(e)是二维 Renyi 熵直线型的分割结果. 基于标准分割结果图 7(b)作为真实背景及前景，应用式(34)分别计算误分类误差，计算结果如表 2 中 ME 表示，从表中可以看到，三种方法相比，应用本文的二维 Arimoto 熵直线型方法进行图像分割，获得了最低的误分类误差值.

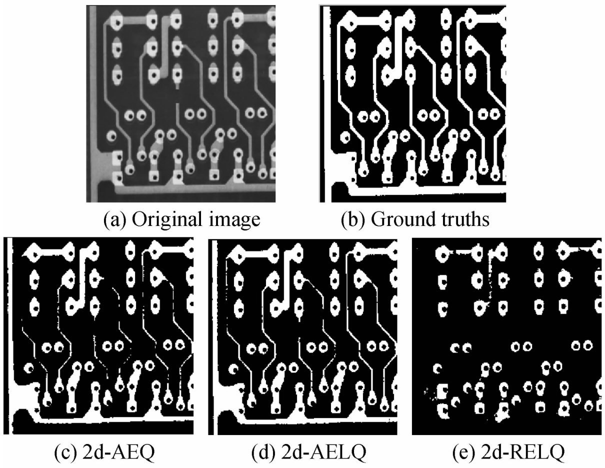

图 7　测试图像分割结果

Fig. 7　Segmentation results of test image

表 2　三种方法用于测试图的误分类误差及分割阈值比较

Table 2　ME & threshold of three methods to the test image

Thresholding method	Test image	
	ME	Threshold
2d-AEQ	0.113 7	(142,133)
2d-AELQ	0.098 3	(130,130)
2d-RELQ	0.225 9	(155,156)

7　结论

本文指出了现有二维 Arimoto 熵阈值方法的表述错误，给出了正确的二维 Arimoto 熵阈值分割算法，并推导出其简化公式. 为了充分利用二维边界区域信息，提出了二维 Arimoto 熵直线型阈值分割方法，并给出快速递推公式. 大量图像的分割实验结果表明，本文算法在不同的图像中都有比较稳定的表现. 从实验效果看，二维 Arimoto 熵直线型阈值法至少与二维 Arimoto 熵和二维 Renyi 熵直线型阈值法相当，在图像边缘和噪音信息丰富的情况下，分割效果更好. 本文通过实验也给出了参量 α 的确定，不过这种确定方式不够精确. 鉴于图像是千变万化的，为了获得更好的参量 α 值，可以采用自适应优化算法来确定其值[18]，有关这方面的研究将是本课题组下一步的工作.

参考文献

[1] CHANG C I, DU Y, WANG J, *et al*. Survey and comparative analysis of entropy and relative entropy thresholding techniques[J]. *IEEE Proceedings-Vision, Image, and Signal Processing*, 2006, **153**(6): 837-850.

[2] SANJAY K S, KIRAT P, MADHAV J N. Fuzzy edge detection based on maximum entropy thresholding[J]. *IETE Journal of Research*, 2011, **57**(4): 325-330.

[3] SAHOO P K, ARORA G A. Thresholding method based on two-dimensional renyi′s entropy[J]. *Pattern Recognition*, 2004, **37**(6): 1149-1161.

[4] SAHOO P K, ARORA G. Image thresholding using two-dimensional tsallis-havrda-charvát entropy [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2006, **27**(6): 520-528.

[5] WU Yi-quan, PAN Zhe, WU Wen-yi. Image thresholding based on two-dimensional histogram oblique segmentation and its fast recurring algorithm[J]. *Journal on Communications*, 2008, **29**(4): 77-83.
吴一全，潘喆，吴文怡. 二维直方图区域斜分阈值分割及快速递推算法[J]. 通信学报，2008，**29**(4)：77-83.

[6] WANG Shi-tong, CHUNG F L. Note on the equivalence relationship between renyi-entropy based and tsallis-entropy based image thresholding[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2005, **26**(14): 2309- 2312.

[7] ARIMOTO S. Information theoretical consideration on estimation problems[J]. *Information and Control*, 1971, **19**(3): 181-194.

[8] ZHUO Wen, CAO Zhi-guo, XIAO Yan. Image thresholding based on two-dimensional arimoto entropy [J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2009, **22**(2): 208-213.
卓问，曹治国，肖阳. 基于二维 Arimoto 熵的阈值分割方法[J]. 模式识别与人工智能，2009，**22**(2)：208-213.

[9] FAN Jiu-lun, ZHAO Feng. Two dimensional Otsu′s curve thresholding segmentation method for gray-level image[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2007, **35**(4): 751-755.
范九伦，赵凤. 灰度图像的二维 Otsu 曲线阈值分割法[J]. 电子学报，2007，**35**(4)：751-755.

[10] FAN Jiu-lun, LEI Bo. Two-dimensional cross-entropy linear-type threshold segmentation method for gray-level images[J]. *Acta Electronic Sinica*, 2009, **37**(3): 476-480.
范九伦，雷博. 灰度图像的二维交叉熵直线型阈值分割法[J]. 电子学报，2009，**37**(3)：476-480.

[11] LAVENDA B H, DUNNING-DAVIES J. Qualms concerning tsallis′s condition of pseudo-additivity as a definition of non- extensivity. http://arxiv. org/abs/cond-mat/0311477[cond-mat. stat-mech], 2003, 12: 1-6.

[12] BAJAJ R K, KUMAR T, GUPTA N. R-norm intuitionistic fuzzy information measures and its computational applications [C]. International Conference on Eco-Friendly Computing and Communication Systems, ICECCS 2012, 2012, 8: 372-380.

[13] PORTES de ALBUQUERQUE M, ESQUEF I A, GESUALDI MELLO A R, *et al*. Image thresholding using tsallis entropy[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2004, **25**(9): 1059-1065.

[14] LEI Bo, FAN Jiu-lun. Two-dimensionalcross-entropy thresholding segmentation method for gray-level images[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2009, **38**(6): 1572-1576.
雷博，范九伦. 灰度图像的二维交叉熵阈值分割法[J]. 光子学

报,2009,**38**(6):1572-1576.

[15] ZHANG Xin-ming, XUE Zhan-ao, ZHENG Yan-bin. Fast and precise two-dimensional Renyi entropy image thresholding [J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2012, **25**(3): 411-418.
张新明,薛占熬,郑延斌. 二维直方图准分的Renyi熵快速图像阈值分割[J]. 模式识别与人工智能, 2012, **25**(3): 411-418.

[16] LEI Bo, FAN Jiu-lun. Image thresholding method based on two-dimensional generalized fuzzy entropy [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2010, **39**(10): 1907-1913.
雷博,范九伦. 二维广义模糊熵图像阈值分割法[J]. 光子学报,2010,**39**(10):1907-1913.

[17] SEZGIN M, SANKUR B. Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation [J]. *Journal of Electronic Imaging*, 2004, **13**(1): 146-168.

[18] LEI Bo, FAN Jiu-lun. Self-adaptation preferences in one-dimensional renyi entropy thresholding[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2009, **38**(9): 2439-2443.
雷博,范九伦. 一维Renyi熵阈值法中参量的自适应选取[J]. 光子学报,2009,**38**(9):2439-2443.

·下期预告·

近红外激光照明器均匀性评价技术研究

王英顺,连洁,高尚,王晓,孙兆宗

(山东大学 信息科学与工程学院,济南 250100)

摘　要:近红外激光照明是在低照度情况下,用近红外激光作为光源对远距离目标进行主动照明.由于激光的产生机制、匀光装置和照明器采用的光学系统公差、大气湍流等因素,近红外激光光束在目标面上的光强空间分布不均匀,对成像、观测准确度产生较大影响.本文提出采用近红外激光光强功率谱衡量照明近红外激光光强分布均匀性,即采用归一化后光强功率谱所围成的面积作为衡量近红外激光照明均匀性的参量.利用这种方法,对不同的近红外激光照明器,在相同的工作状态下的照明均匀性评估参量进行了研究,结果验证了采用归一化后光强功率谱所围成的面积作为评价参量的合理性.

关键词:近红外激光照明;功率谱;照明均匀性;均匀性评价参量