

基于二维最小 Tsallis 交叉熵的图像阈值分割方法^{*}

唐英干[†] 邸秋艳 赵立兴 关新平 刘福才

(燕山大学工业计算机控制工程河北省重点实验室, 秦皇岛 066004)

(2008 年 4 月 22 日收到; 2008 年 6 月 23 日收到修改稿)

利用 Tsallis 熵的非广延性, 提出了二维最小 Tsallis 交叉熵阈值分割方法. 首先给出了二维 Tsallis 交叉熵的定义, 并以最小二维 Tsallis 交叉熵为准则, 利用粒子群优化算法来搜索最优二维阈值向量. 该方法不仅进一步考虑了像素之间的空间邻域信息, 而且考虑了目标和背景之间的相互关系, 其分割性能优于基于 Shannon 熵的交叉熵阈值法和一维最小 Tsallis 交叉熵阈值法, 并且具有很强的抗噪声能力. 实验结果表明, 该方法可以实现快速、准确的分割.

关键词: Tsallis 交叉熵, 二维直方图, 粒子群优化算法, 图像分割

PACC: 0210, 4230

1. 引 言

图像分割就是从一幅图像中提取感兴趣的目标, 它是图像分析和理解的基础^[1,2]. 阈值法是一种简单而实用的图像分割方法, 该方法假定图像中目标和背景的灰度分布明显不同, 这样图像的直方图上具有两个明显的代表目标和背景的双峰, 通过选择合适的灰度阈值就可以将目标和背景分离. 利用熵准则来选择阈值一直受到研究人员的关注并提出了很多方法, 如 Pun^[3] 的最大化后验熵阈值法, Kapur 等^[4] 的最大熵阈值法, 最小交叉熵^[5,6] 阈值法. 然而, 在上述方法中, 熵的定义采用的是 Shannon 熵形式. Shannon 熵具有广延性(可加性), 也就是说, 当一个系统分解成两个统计独立的子系统时, 系统的 Shannon 熵等于两个子系统的 Shannon 熵之和. 这种特性忽略了两个子系统之间的相互作用, 反映在阈值选择上就是忽略了目标和背景灰度概率分布之间的相关性. 因此, 在某些情况下, 以 Shannon 熵为基础的熵阈值法得到的阈值是不恰当的.

最近, 受多分形概念的启发, Tsallis^[7] 推广了 Shannon 熵, 提出了 Tsallis 熵. Tsallis 熵具有非广延性(伪可加性), 进一步考虑了两个子系统之间的相互作用, 能够描述具有长相关(long-range interactions)、

长时间记忆(long-time memory)和分形结构(fractal-type structure)的物理系统. 当系统具有上述特征时, 传统的 Shannon 熵概念便不再适用. 基于 Tsallis 熵的非广延性, 研究人员将其应用到很多领域, 图像处理就是一个成功的应用领域^[8]. 阈值选择是图像处理的一个重要步骤, 很多情况下图像具备非广延性特征, 基于此, 文献[9] 提出了最大 Tsallis 熵阈值法, 文献[10] 提出了二维最大 Tsallis 熵阈值法, 文献[11] 提出了最小 Tsallis 交叉熵阈值法. 结果表明, 基于 Tsallis 熵阈值法的分割效果比基于 Shannon 熵的阈值法更好.

文献[9] 和文献[11] 提出的方法只考虑了图像的灰度信息, 而没有考虑像素间的空间邻域信息. 当图像受到噪声污染或者两幅图像具有相同的直方图时, 由某种阈值法所得到的阈值不一定能得到好的分割结果. 文献[12—14] 所采用的二维直方图可以较好地克服文献[9, 11] 的不足. 但文献[12—14] 在构建二维直方图时, 只关心邻域中心像素和邻域中直接与其水平或垂直方向相邻的像素, 并不关心邻域中的其他像素, 不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. 基于此, 文献[14] 提出了一种新的二维直方图构造方法.

在文献[11] 的基础上, 利用 Tsallis 熵的非广延性和文献[14] 中新的二维直方图构造方法, 本文提

^{*} 国家杰出青年基金(批准号: 60525303); 燕山大学博士基金(批准号: B243), 燕山大学科技发展基金(批准号: YDJJ200521)资助的课题.

[†] E-mail: ygtang@ysu.edu.cn

出了最小二维 Tsallis 交叉熵阈值分割方法. 该方法不仅考虑了像素之间的空间邻域信息, 而且采用 Tsallis 熵的形式, 进一步考虑了图像中目标和背景之间的相互关系, 提高了算法的分割性能. 为了减少计算量, 以最小二维 Tsallis 交叉熵为目标函数, 采用粒子群算法来优化该目标函数, 通过粒子之间的相互协作来搜索最佳的二维阈值向量, 大大提高了算法的实时性和分割性能.

2. 分割原理说明

2.1 Tsallis 交叉熵

设 $p = \{p_i\}$ 是一个离散的概率分布, 且 $0 \leq p_i \leq 1$, $\sum_{i=1}^k p_i = 1$, 该分布的 Tsallis 熵定义为

$$S_q = \frac{1 - \sum_{i=1}^k (p_i)^q}{q-1}, \quad (1)$$

其中 q 是一个实数. Tsallis 熵具有非广延性或伪可加性, 即对一个可以分解为统计独立的两个子系统 A 和 B 的系统而言, 其 Tsallis 熵可以表示为

$$S_q(A+B) = S_q(A) + S_q(B) + (1-q)S_q(A)S_q(B). \quad (2)$$

Tsallis 熵进一步考虑了两个子系统之间的相互关系. 在图像阈值选择中, 很多图像中存在非可加性信息, 因而采用具有可加性的 Shannon 熵作为评价准则, 不能够得到理想的分割效果. 为此, 文献[11]以 Shannon 熵为基础定义的最小交叉熵准则进行扩展给出了 Tsallis 交叉熵的定义.

设 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_N\}$ 和 $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_N\}$ 是任意两个概率分布, 并满足 $p_i \geq 0$, $q_i \geq 0$, $\sum_{i=1}^N p_i = \sum_{i=1}^N q_i = 1$. P 和 Q 之间的 Tsallis 交叉熵形式为^[11]

$$D_q = \sum_{i=1}^N p_i \cdot \frac{\left(\frac{q_i}{p_i}\right)^{1-q} - 1}{q-1} + \sum_{i=1}^N q_i \cdot \frac{\left(\frac{p_i}{q_i}\right)^{1-q} - 1}{q-1}. \quad (3)$$

Tsallis 交叉熵也具有非广延性, 即一个系统分解成两个独立的子系统 A 和 B , 则该系统总的 Tsallis 交叉熵可以表示成

$$D_q(A+B) = D_q(A) + D_q(B) + (1-q) \cdot D_q(A) \cdot D_q(B). \quad (4)$$

Tsallis 交叉熵是 Shannon 熵意义下的 Kullback 距离的推广, 考虑了两个概率分布之间 Tsallis 熵意义下的信息量差异.

2.2 二维直方图的建立

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, 其灰度级为 L , $g(x, y)$ 表示由当前像素 (x, y) 的 3×3 邻域内 4 邻域以外的 4 个像素的灰度平均值构成的平滑图像, 即

$$g(x, y) = \left\lfloor \frac{1}{4} [f(x-1, y-1) + f(x-1, y+1) + f(x+1, y-1) + f(x+1, y+1)] \right\rfloor,$$

式中 $\lfloor r \rfloor$ 表示 r 的整数部分. 设 r_{ij} 为 $f(x, y)$ 中灰度级为 i 且 $g(x, y)$ 灰度为 j 的像素对的个数, 那么

$$p_{ij} = \frac{r_{ij}}{M \times N},$$

$$i = 0, 2, \dots, L-1; j = 0, 2, \dots, L-1 \quad (5)$$

为图像的二维直方图, 它是一个 $L \times L$ 的矩阵, 如图 1 所示.

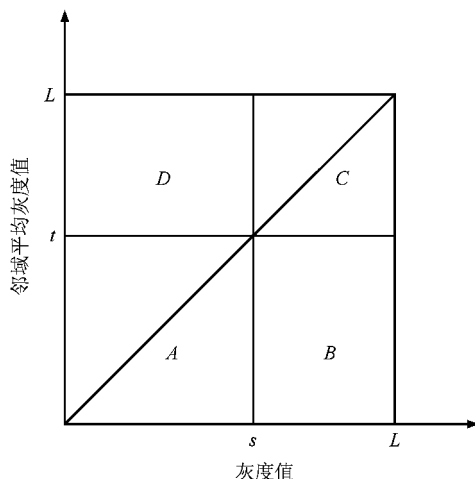


图 1 二维直方图

2.3 二维最小 Tsallis 交叉熵阈值选择

在图 1 中, 如果向量 (s, t) 是阈值向量, 那么 (s, t) 把二维直方图矩阵分割成 4 个象限, 分别设为 A , B , C 和 D . 区域 A 和 C 代表背景或目标类, 区域 B 和 D 表示边界点或噪声点. 由于边界点和噪声点占少数, 可假设二维直方图中远离对角线的分量近似

为 0, 即 $p_{ij} \approx 0 (i = s+1, \dots, L-1; j = 0, \dots, t \text{ 和 } i = 0, \dots, s; j = t+1, \dots, L-1)$. 区域 A 和 C 代表的目标和背景的两类概率分别为

$$P_A = \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t p_{ij},$$

$$P_C = \sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} p_{ij}. \quad (6)$$

设 $\mu_1(s, t)$, $\mu_2(s, t)$ 是目标和背景的均值,

$$\mu_1(s, t) = \frac{1}{P_A} \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t ijp_{ij},$$

$$\mu_2(s, t) = \frac{1}{P_C} \sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} ijp_{ij} \quad (7)$$

分别代表分割后图像中目标和背景的灰度. 则分割前后图像中区域 A 和区域 C 的二维 Tsallis 交叉熵分别为

$$D_q^A = \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^t \left[ijp_{ij} \cdot \frac{1 - \left(\frac{ij}{\mu_1(s, t)} \right)^q}{q-1} + \mu_1(s, t) \cdot p_{ij} \cdot \frac{1 - \left(\frac{\mu_1(s, t)}{ij} \right)^q}{q-1} \right], \quad (8)$$

$$D_q^C = \sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} \left[ijp_{ij} \cdot \frac{1 - \left(\frac{ij}{\mu_2(s, t)} \right)^q}{q-1} + \mu_2(s, t) \cdot p_{ij} \cdot \frac{1 - \left(\frac{\mu_2(s, t)}{ij} \right)^q}{q-1} \right], \quad (9)$$

则图像总的二维 Tsallis 交叉熵为

$$D_q(s, t) = D_q^A + D_q^C + (1-q) \cdot D_q^A \cdot D_q^C. \quad (10)$$

寻找最优阈值向量 (s^*, t^*) 的过程就是最小化 $D_q(s, t)$ 的过程, 即

$$(s^*, t^*) = \operatorname{argmin}[D_q(s, t)]. \quad (11)$$

3. 粒子群优化(PSO)算法

Kennedy 和 Eberhart^[15] 于 1995 年提出了一种新的进化算法, 即粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO). PSO 算法是一种典型的进化算法, 其求解过程不依赖于目标函数的解析性质, 同时又能以较大的概率收敛于全局最优解. 因此经常被用来求解最优化问题. 与遗传算法, 进化规划和进化策略等算法相比, 粒子群算法保留了基于种群的全局搜索策略, 但它所采用的位置-速度模型操作简

单, 避免了复杂的遗传操作, 使得它具有简单, 运行速度快的特点. 在 PSO 算法中, 群体中的每个个体称为“粒子 (particle)”, 它表示问题的一个可行解. 在 D 维解空间中, 每个粒子 i 有一个位置 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ 和“飞行”速度 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$. 粒子的位置所对应的目标函数值作为评价该粒子优劣程度的适应度. PSO 算法首先初始化一群随机粒子, 然后通过迭代寻找最优解. 在迭代过程中, 每个粒子动态跟踪两个极值来更新其位置和速度, 一个极值是粒子本身目前所找到的最优解, 称为个体极值 (B_{pi}); 另一个极值是整个粒子群目前所找到的最优解, 称为全局极值 (B_g). 粒子找到上述两个极值后, 根据以下两个公式更新自己的位置和速度:

$$v_i(t+1) = w * v_i(t) + c_1 * r_1(B_{pi} - x_i(t)) + c_2 * r_2(B_g - x_i(t)), \quad (12)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1), \quad (13)$$

其中 t 表示迭代次数, w 是惯性因子; c_1, c_2 是学习因子, 通常 $c_1 = c_2 = 2$; r_1, r_2 是均匀分布在 $(0, 1)$ 区间上的随机数. 粒子在解空间中不断地跟踪个体极值和全局极值进行搜索, 直到达到规定的迭代次数或满足规定的误差标准为止. 为了防止粒子远离搜索空间, 粒子的速度限制在 $[-v_{\max}, v_{\max}]$ 范围内. Shi 等^[16] 研究表明, 惯性因子对算法的性能有很大的影响, 它将影响粒子的全局和局部搜索能力. 较大的 w 值有利于全局搜索, 较小 w 有利于局部搜索. 选择一个合适的 w 可以平衡全局和局部搜索能力, 这样可以以最少的迭代次数找到最优解. 为了避免使算法陷入局部极值, 导致不能找到全局最优目标解, 又能加快算法的收敛速度, 本文采用文献[16]提出的一种采用线性递减的方法来动态调整惯性因子 w , 即

$$w = w_{\max} - t \times \frac{w_{\max} - w_{\min}}{t_{\max}}, \quad (14)$$

其中 w_{\max} 和 w_{\min} 分别表示最大惯性因子和最小惯性因子, t 表示当前迭代次数, t_{\max} 表示总的迭代次数. w 值较大, 粒子速度就较大, 有利于粒子搜索更大的空间, 可能发现新的解域; 而 w 值较小, 则粒子速度就较小, 有利于在当前解空间里挖掘更好的解. 因此在迭代开始时设 $w = w_{\max}$, w 在迭代过程中逐步减小, 直到 $w = w_{\min}$. 这样在开始优化时, PSO 算法搜索较大的解空间, 得到合适的种子, 然后在后期逐渐收缩到较好的区域进行更精细地搜索以加快收敛速度. 最大惯性因子和最小惯性因子一般在 $(0, 1)$ 区

间按照启发式方法选择, 本文采用文献[16] 中建议的值, 即 $w_{\max} = 0.95$, $w_{\min} = 0.4$.

利用粒子群优化算法来搜索使二维 Tsallis 交叉熵(10)最小的简要流程如下:

步骤 1 随机生成 m 个二维的粒子, 粒子的位置在 $[0, 255]$ 之间随机产生, 速度在 $[-v_{\max}, v_{\max}]$ 之间随机产生, 设置最大的迭代次数 t_{\max} , 最大惯性因子 w_{\max} 和最小惯性因子 w_{\min} , 令 $t=0$.

步骤 2 根据(10)式计算每个粒子的适应度, 更新每个粒子的个体极值 $B_{pi}(i = 1, 2 \cdots, m)$ 和整个粒子群的全局极值 B_g .

步骤 3 根据(14)式计算新的惯性因子, 按照(12)和(13)式更新每个粒子的位置和速度.

步骤 4 令 $t = t + 1$ 返回步骤 2, 直至 $t = t_{\max}$.

步骤 5 输出粒子群的最佳位置, 即最优阈值向量 (s^*, t^*) .

设分割后的图像为 $f_{s^*, t^*}(x, y)$, 定义为

$$f_{s^*, t^*}(x, y) = \begin{cases} 0, & f(x, y) < s^* \text{ 和 } g(x, y) < t^* \\ 1, & f(x, y) > s^* \text{ 和 } g(x, y) > t^* \end{cases} \quad (15)$$

4. 实验结果与分析

为验证本文算法的有效性, 用本文算法分割两

幅真实图像, 并将其分割结果与文献[11] 的一维最小 Tsallis 交叉熵方法以及文献[6] 提出的二维最小交叉熵方法进行比较. 算法采用 Matlab6. 5 语言实现, 所有实验在 Pentium IV 2. 66G, 256M 内存的 PC 机上进行.

实验中, PSO 算法的参数设置: 粒子群的粒子个数为 20, 每个粒子的维数是 2, 最大迭代次数为 50, 惯性因子采用线性递减方式, $w_{\max} = 0.95$, $w_{\min} = 0.4$, 粒子的最大速度 $v_{\max} = 4$. 由于粒子群采用随机初始化的方式, 为了客观地比较算法的性能, 对每一幅图像运行 10 次 PSO 算法, 分割结果如图 2 和图 3 所示.

图 2(a)是一幅叠加了强度为 0. 02 的椒盐噪声的骨髓细胞图像, 其大小为 270×238 . 一维最小 Tsallis 交叉熵方法、二维最小交叉熵方法以及本文提出的二维最小 Tsallis 交叉熵方法分割结果如图 2(c), (d) 和(e)所示. 原始图像的二维直方图如图 2(b)所示, 可以看出, 比较理想的分割阈值应该在 (150, 150)附近. 由图 2(c)可以看出一维最小 Tsallis 交叉熵方法虽然分割边缘较清晰, 但是由于噪声的影响, 图像背景中的噪声点被误分割为目标的情况比较多; 图 2(d)中二维最小交叉熵方法对该图像的分割是失败的; 而从图 2(e)可以看出采用本文提出的二维最小 Tsallis 交叉熵方法($q=2.0$)分割结果更

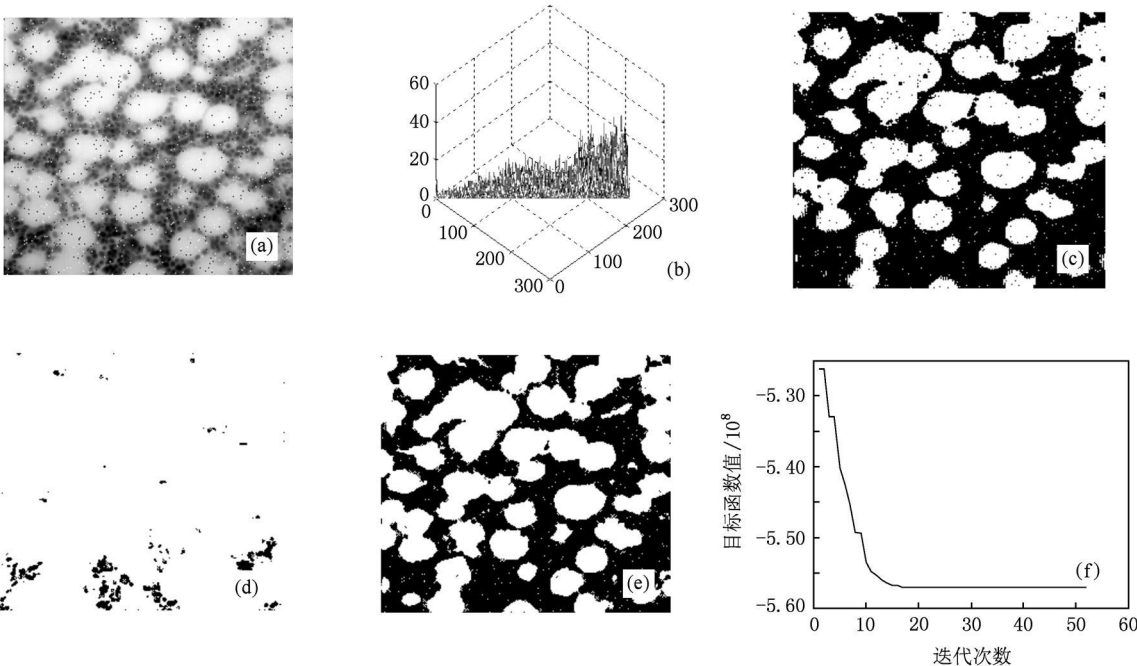


图 2 骨髓细胞图像分割结果 (a) 原始图像; (b) 图像二维直方图; (c) 一维最小 Tsallis 交叉熵法; (d) 二维最小交叉熵法; (e) 二维最小 Tsallis 交叉熵法; (f) PSO 算法适应度变化曲线

©1994-2014 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. <http://www.cnki.net>

加完整、清晰, 噪声点也明显减少, 分割效果比前两种方法更为理想.

图 3(a)是一幅叠加了均值为 0, 方差为 0. 01 的高斯白噪声的硬币图像, 其大小为 308×242 . 图 3(b)为原始图像的二维直方图, 由该图可以观察得到, 最佳阈值应该分布在 (170, 170) 附近. 图 3(c)是采用一维最小 Tsallis 交叉熵方法 ($q=1. 3$) 的分割结果, 由于噪声的干扰, 该方法的分割结果中出现了较

多的错分点, 影响了分割效果. 图 3(d)和图 3(e)是采用二维最小交叉熵和本文方法的分割结果, 可以看出这两种方法的抗噪能力很强, 由噪声引起的错分点很少, 分割效果较一维方法有了很明显的改善. 进一步比较图 3(d)和 (e)可以看出, 二维最小交叉熵方法分割的结果中有很多目标点被错分为背景点, 而本文提出的二维最小 Tsallis 交叉熵 ($q=1. 1$) 方法分割的更加准确, 完整.

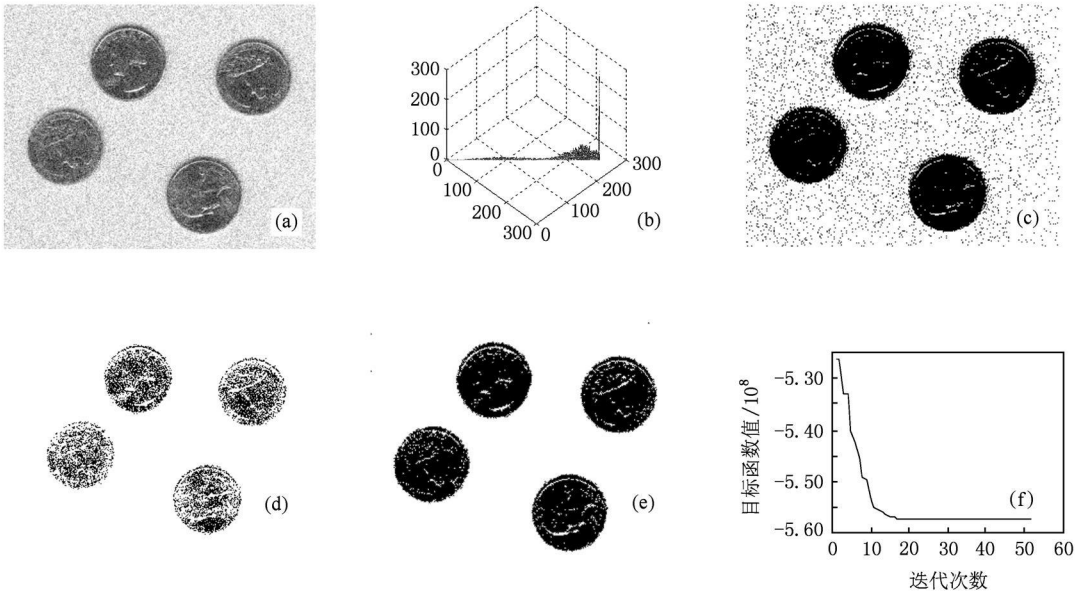


图 3 硬币图像分割结果比较 (a) 原始图像; (b) 图像二维直方图; (c) 一维最小 Tsallis 交叉熵法; (d) 二维最小交叉熵法; (e) 二维最小 Tsallis 交叉熵法; (f) PSO 算法适应度变化曲线

表 1 是一维最小 Tsallis 交叉熵、二维最小交叉熵和二维最小 Tsallis 交叉熵方法采用穷举法和 PSO 算法得到的阈值向量以及计算时间. 可以看出基于二维直方图的分割方法对于噪声图像具有比较好的分割性能, 所得到的阈值比一维方法更加靠近波谷. 由于本文提出的二维最小 Tsallis 交叉熵方法比最小

二维交叉熵方法进一步考虑了图像中前景和背景间的相关性信息, 分割阈值更加准确. 对于二维最小 Tsallis 交叉熵方法, 由粒子群算法搜索到的阈值向量与穷举法得到的阈值大致相同, 说明粒子群算法能够搜索到全局最优值.

由于篇幅所限, 文中不能列举更多的例子, 但是

表 1 分割结果比较

| 方法 | 一维最小 Tsallis 交叉熵 | | 二维最小交叉熵(穷举法) | | 二维最小 Tsallis 交叉熵(穷举法) | | 二维最小 Tsallis 交叉熵(PSO 法) | |
|-------|------------------|--------|--------------|---------|-----------------------|--------|-------------------------|---------|
| 图片 | 阈值 | 计算时间/s | 阈值向量 | 计算时间 /s | 阈值向量 | 计算时间/s | 阈值向量 | 计算时间 /s |
| 骨髓细胞图 | 182 | 0.110 | (45, 51) | 190.83 | (147, 146) | 235.67 | (147, 146) | 4.236 |
| 硬币图 | 194 | 0.110 | (80, 60) | 92.63 | (177, 177) | 122.47 | (176, 177) | 3.766 |

经实验证明, 通过选取适当的 q 值, 本文提出方法对于大多数的图片都能给出较理想的分割阈值.

实验中, 运行 10 次 PSO 算法, 10 次 PSO 算法的平均适应度值的变化曲线如图 2(f) 和图 3(f) 所示. 从运算时间上来看, 基于二维直方图的方法其计算

时间大大增加, 这是因为搜索空间从 $0-L$ (L 是灰度级) 增加到 $0-L \times L$. 本文采用 PSO 算法来搜索使目标函数值最小的阈值向量, 从图 2(f) 和图 3(f) 可以看出, 每次 PSO 算法只要经过 20 几次迭代就能搜索到最优阈值向量, 其计算速度比穷举法提高了

30—60 倍. 因此, 本文提出的基于粒子群和最小 Tsallis 交叉熵的阈值方法, 不仅能够得到很好的分割效果, 而且计算代价很小, 提高了算法的实时性.

5. 结 论

本文提出一种基于二维最小 Tsallis 交叉熵的阈

值分割方法. 所提方法不仅考虑了像素之间的空间邻域信息, 而且利用 Tsallis 熵的非广延性, 进一步考虑了目标和背景之间的相互关系, 其分割性能优于传统的交叉熵阈值法. 采用粒子群算法搜索最佳阈值向量, 计算速度提高了 30—60 倍, 减小了计算代价, 提高了算法的实时性.

[1] Liang Y M, Zhai H C, Chang S J, Zhang S Y 2003 *Acta Phys. Sin.* **52** 2655 (in Chinese)[梁艳梅、翟宏琛、常胜江、张思远 2003 物理学报 **52** 2655]

[2] Wang Y, Zhai H C, Mu G G 2005 *Acta Phys. Sin.* **54** 1965 (in chinese)[王 熠、翟宏琛、母国光 2005 物理学报 **54** 1965]

[3] Pun T 1980 *Signal Processing* **2** 223

[4] Kapur J N, Sahoo P K, Wong A K C 1985 *Computer Vision, Graphics and Image Processing* **29** 273

[5] Li C H, Lee C K 1993 *Pattern Recognition* **26** 617

[6] Mei R, Jiang C S, Chen M 2005 *Electronics Optics and Control* **12** 30 (in Chinese)[梅 蓉、姜长生、陈 谋 2005 光电与控制 **12** 30]

[7] Tsallis C 1988 *Journal of Stat. Phys.* **52** 479

[8] Ilker Kiliç, Ozhan Kayacan 2007 *Physica A* **381** 420

[9] Portes de Albuquerque M, Esquef I A, Gestualdi Mello A R, Portes de Albuquerque M 2004 *Pattern Recognition Letters* **25** 1059

[10] Prasanna K, Sahoo, Gurdial Arora 2006 *Pattern Recognition Letters* **27** 520

[11] Tang Y G, Di Q Y, Guan X P, Liu F C 2008 *Chinese Journal of Scientific Instrument* **29** 1868 (in Chinese)[唐英干、邱秋艳、关新平、刘福才 2008 仪器仪表学报 **29** 1868]

[12] Abutaleb A S 1989 *Computer Vision, Graphics and Image Processing* **47** 22

[13] Chen X Q, Hu Y H, Huang Y R 2005 *Journal Infrared Millimeter and Waves* **24** 397 (in Chinese)[陈修桥、胡以华、黄友锐 2005 红外与毫米波学报 **24** 397]

[14] Zhang Y F, Zhang Y 2006 *Journal of Harbin Engineering University* **27** 353 (in Chinese)[张云飞、张 晔 2006 哈尔滨工程大学学报 **27** 353]

[15] Eberhart R, Kennedy 1995 *Proc. of the 6th International Symposium on Micro Machine and Human Science*, Nagoya, Japan 39

[16] Shi Y H, Eberhart R C 1998 *Proc. of the 7th Annual Conference on Evolutionary Programming*, San Diego, USA, 1998

Image thresholding segmentation based on two-dimensional minimum Tsallis-cross entropy^{*}

Tang Ying-Gan[†] Di Qiu-Yan Zhao Li-Xing Guan Xin-Ping Liu Fu-Cai

(Key Lab of Industrial Computer Control Engineering of Hbei Province, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China)

(Received 22 April 2008; revised manuscript received 23 June 2008)

Abstract

Image thresholding segmentation method based on two-dimensional minimum Tsallis-cross entropy is proposed by utilizing the non-extensive property of Tsallis entropy in the paper. Firstly, the two-dimensional Tsallis-cross entropy is given, then the particle swarm optimization is used to search the best two-dimensional threshold vector by minimizing the two-dimensional Tsallis-cross entropy. The proposed method not only considers the spatial information of pixels, but also the interaction between the object and the background. Its segmentation performance is superior to thresholding methods using Shannon entropy and minimum one-dimensional Tsallis-cross entropy. Experimental results show that the proposed method can give good segmentation results with less computation time.

Keywords: Tsallis-cross entropy, two-dimensional histogram, particle swarm optimization, image segmentation

PACC: 0210, 4230

^{*}Project supported by the National Science Foundation for Distinguished Young Scholars of China (Grant No. 60525303) and Doctoral Foundation of Yanshan University (Grant No. B243) and Science Foundation for Beginner of Yanshan University (Grant No. YDJJ200521).

[†] E-mail: ygtang@ysu.edu.cn