

# 基于分解的二维 renyi 熵阈值分割方法中参数自适应选取

龚 劬<sup>1</sup> 冉清华<sup>1</sup> 王海军<sup>2</sup>

(重庆大学数学与统计学院 重庆 401331)<sup>1</sup> (电子科技大学机械电子工程学院 成都 611731)<sup>2</sup>

**摘 要** 针对基于分解的二维 renyi 熵阈值分割方法中参数  $\alpha$  的取值问题,根据均匀性测度这一图像分割质量评价指标,利用粒子群搜索方法,提出了一种自适应选取  $\alpha$  的方法。实验表明,所提出的方法不但可以针对不同的图像有效地选取参数  $\alpha$  值,得到理想的图像分割结果,而且还可以将二维 renyi 熵参数自适应选取算法的计算复杂度由  $O(L^6)$  降为  $O(L^2)$ ,计算时间约为二维 renyi 熵参数自适应选取分割算法的 1/10000。

**关键词** 图像分割,分解,renyi 灰度熵,粒子群优化算法

中图分类号 TP751.1 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.2.059

## Adaptive Selected Parameters of Decomposed Two-dimensional Renyi Entropy Thresholding Method

GONG Qu<sup>1</sup> RAN Qing-hua<sup>1</sup> WANG Hai-jun<sup>2</sup>

(School of Mathematics and Statistics, Chongqing University, Chongqing 401331, China)<sup>1</sup>

(School of Mechanical and Electronic Engineering, University of Electronic Science and Technology, Chengdu 611731, China)<sup>2</sup>

**Abstract** To select the parameter  $\alpha$  in decomposed 2D renyi entropy image thresholding segmentation method, a new adaptive method was proposed using particle swarm optimization algorithm, according to the uniformity measure which is an image segmentation evaluation criteria. The experiment results show that the method not only can get the suitable parameter  $\alpha$  and desire segmentation result for each image, but also can reduce the computational complexity from  $O(L^6)$  to  $O(L^2)$ , and the computational time of this method is only one-ten-thousandth of the computational time of 2D renyi entropy image thresholding segmentation method with adaptive selection parameter.

**Keywords** Image segmentation, Decomposition, Renyi entropy, Particle swarm optimization

## 1 引言

图像分割是图像分析与处理的基础与关键,在图像工程中具有重要的意义。目前为止,已经提出的图像分割方法都有各自的优缺点和适用范围,没有一种普遍最优的图像分割方法,而阈值分割方法是最简单有效的<sup>[1]</sup>。20 世纪 80 年代初,人们开始考虑用信息论中熵的概念进行阈值选取<sup>[2]</sup>。1980 年 Pun<sup>[3]</sup>首先提出了最大后验上限法,随后研究者们陆续提出了最大熵法、基于 renyi 熵<sup>[4]</sup>、基于 Tsallis 熵<sup>[5]</sup>等阈值化算法,并推导出相应的二维算法。最近,针对二维 renyi 熵的高计算复杂性,文献[6]提出了基于分解的二维 renyi 熵法,该方法在合适的  $\alpha$  值的选取下能得到较好的分割效果,且验证了  $\alpha$  值的取法对图像分割的效果有很大影响,不同图像的  $\alpha$  值的选取不同。但是在实际操作中,不可能用人工尝试的方法来获得最优的  $\alpha$  值。文献[7]把粒子群优化搜索法首先运用到 renyi 熵的参数选取中,并进而推导出了二维 renyi 熵的参数自适应选取算法<sup>[8]</sup>,较好地解决了二维 renyi 熵法的参数选取问题,但是其计算复杂性较现有的二维 renyi 熵阈值分割方法进一步加强了。

本文针对以上问题,提出了基于分解的二维 renyi 熵参

数自适应选取算法,该算法在保证分割效果的同时,大大降低了计算复杂度,缩减了计算时间,而且与原有的基于分解的二维熵法相比在参数的选取上更加灵活,能够针对不同类型的图像更加简便地选取合适的参数,使得图像分割的效果更好。

## 2 基于分解的二维 renyi 熵阈值化方法与参数优劣判别准则

### 2.1 基于分解的二维 renyi 熵阈值化方法简介

设  $F$  表示一幅大小为  $M \times N$ ,灰度级为  $L$  的图像。 $F(x, y)$  表示图像上坐标为  $(x, y)$  的像素点的灰度值,  $F(x, y) \in I = \{0, 1, 2, \dots, L-1\}$ ,  $G(x, y)$  表示图像上坐标为  $(x, y)$  的像素点的  $k \times k$  邻域平均灰度值(通常取  $k=3$ ),则  $G(x, y) \in I$ 。像素灰度级  $i$  与邻域平均灰度级  $j$  组成二元组  $(i, j)$ ,其出现的频数记为  $f_{i,j}$ ,相应的联合概率密度为:

$$q(i, j) = \frac{f_{i,j}}{M \times N}, \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} q(i, j) = 1 (i, j = 0, 1, \dots, L-1)$$

$q(i, j)$  即为图像关于点灰度-区域灰度均值的二维灰度直方图。下面给出一个二维灰度直方图的例子,如图 1 所示。

图像的所有像素中,目标点和背景点所占的比例最大,而且目标和背景区域内部灰度分布均匀,各点的灰度值与其邻

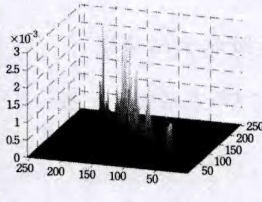
到稿日期:2014-03-14 返修日期:2014-06-03 本文受国家自然科学基金面上项目(61271313)资助。

龚 劬(1963—),女,博士,教授,主要研究领域为小波分析、图论、图像处理;冉清华(1989—),女,硕士生,主要研究领域为图像分割算法, E-mail: 20120602027@cqu.edu.cn(通信作者);王海军(1988—),男,硕士生,主要研究领域为数字设计与制造自动化研究。

域平均灰度值相差不大。因此,在二维直方图中,高峰主要分布在对角线附近,在远离对角线的区域峰值很小。



(a)原图



(b)二维灰度直方图

图1

基于以上分析,我们通常按如下方式简化处理。假设阈值向量 $(t, s)$ 将二维直方图分为图2所示的4个区域,图像的暗像素视为目标,图像的亮像素视为背景,则区域1和目标对应,区域2和背景对应,而区域3和4表示边界点和噪声点。图像的噪声点和边界点相对整幅图片的像素点来说,数量很少,通常忽略不计。

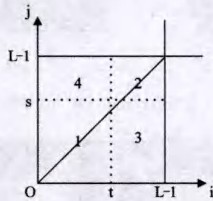


图2 二维分割区域

图像 $F$ 的 $\alpha$ 阶二维 renyi 熵定义为:

$$\xi_1(t, s) = \frac{1}{1-\alpha} \ln \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \left( \frac{q(i, j)}{q_1(t, s)} \right)^\alpha + \frac{1}{1-\alpha} \ln \sum_{i=t+1}^{L-1} \sum_{j=s+1}^{L-1} \left( \frac{q(i, j)}{q_2(t, s)} \right)^\alpha$$

其中,  $q_1(t, s) = \sum_{i=0}^t \sum_{j=0}^s q(i, j)$ ,  $q_2(t, s) = \sum_{i=t+1}^{L-1} \sum_{j=s+1}^{L-1} q(i, j)$ , 而且  $\alpha > 0, \alpha \neq 1$ 。

二维 renyi 熵阈值法的最优阈值向量 $(t^*, s^*)$ 为:

$$(t^*, s^*) = \arg \max_{0 \leq t, s \leq L-1} \{ \xi_1(t, s) \}$$

该算法的计算复杂度为  $O(L^4)$ 。

像素灰度级 $i$ 和邻域平均灰度级 $j$ 的边缘分布分别为:

$$Q_i = \sum_{j=0}^{L-1} f_{i,j}, H_j = \sum_{i=0}^{L-1} f_{i,j} \quad (i, j = 0, 1, \dots, L-1)$$

其中,  $Q_i, H_j$  也可以认为是原图像、邻域均值图像的灰度直方图。

根据一维 renyi 熵的定义直接可得  $Q_i$  和  $H_j$  的一维 renyi 熵阈值选取准则函数:

$$\phi(t) = \frac{1}{1-\alpha} \ln \sum_{i=0}^{L-1} Q_i \left( \frac{i}{\sum_{i'=0}^{L-1} Q_{i'} \cdot i'} \right) + \frac{1}{1-\alpha} \ln \sum_{i=t+1}^{L-1} Q_i \left( \frac{i}{\sum_{i'=t+1}^{L-1} Q_{i'} \cdot i'} \right) \quad (1)$$

$$\phi(s) = \frac{1}{1-\alpha} \ln \sum_{j=0}^{L-1} H_j \left( \frac{j}{\sum_{j'=0}^{L-1} H_{j'} \cdot j'} \right) + \frac{1}{1-\alpha} \ln \sum_{j=s+1}^{L-1} H_j \left( \frac{j}{\sum_{j'=s+1}^{L-1} H_{j'} \cdot j'} \right) \quad (2)$$

其中,  $\alpha > 0$  且  $\alpha \neq 1$ 。

当  $\phi(t)$  达到最大时, 得到最佳阈值  $t^* = \arg \max_{0 \leq t \leq L-1}$

$\{ \phi(t) \}$ ; 当  $\phi(t)$  达到最大时, 得到最佳阈值  $s^* = \arg \max_{0 \leq s \leq L-1} \{ \phi(s) \}$ 。

图像 $F$ 的 $\alpha$ 阶基于分解的二维 renyi 熵定义为  $\xi(t, s) = \phi(t) + \psi(s)$ , 在假设二维直方图中区域3、4概率和为0的前提下,

$$\xi_1(t, s) = \xi(t, s) = \phi(t) + \psi(s)$$

最佳阈值向量 $(t^*, s^*)$ 满足:

$$\begin{aligned} \xi_1(t^*, s^*) &= \xi(t^*, s^*) \\ &= \max_{0 \leq t, s \leq L-1} \{ \phi(t) + \psi(s) \} \\ &= \max_{0 \leq t \leq L-1} \{ \phi(t) \} + \max_{0 \leq s \leq L-1} \{ \psi(s) \} \\ &= \phi(t^*) + \psi(s^*) \end{aligned} \quad (3)$$

即求二元函数  $\xi_1(t, s)$  的最优解等价于分别求一元函数  $\phi(t)$ 、 $\psi(s)$  的最优解, 我们只需用一维 renyi 灰度熵法分别求像素灰度和邻域平均灰度的最佳阈值  $t^*$ 、 $s^*$ , 再组合成二维 renyi 熵最优阈值  $(t^*, s^*)$ , 计算复杂度由二维 renyi 熵的  $O(L^4)$  降为  $O(L)$ 。

分割后二值图像  $F_1(x, y)$  的取值为:

$$F_1(x, y) = \begin{cases} 0, & F(x, y) \leq t^* \text{ 且 } G(x, y) \leq s^* \\ 1, & \text{其它} \end{cases} \quad (4)$$

## 2.2 参数优劣判别准则

为了确定较优的参数值, 本文采取基于图像分割评价准则的方法来自适应地获得较好的参数值, 均匀性测度是用来评价分割方法性能的一个指标。对于一个区域, 区域内的均匀性越好, 其灰度分布越集中。假设在阈值  $(T, S)$  处对图像进行阈值分割, 其均匀性测度可以按如下方式表示<sup>[9]</sup>:

$$UM = 1 - \frac{\sigma_i^2 + \sigma_o^2}{C} \quad (5)$$

$$\sigma_i^2 = \sum_{(x,y) \in R_i} [F(x, y) - \mu_i]^2 \quad (6)$$

$$\mu_i = \frac{\sum_{(x,y) \in R_i} F(x, y)}{A_i} \quad (7)$$

上式中  $i=1, 2$ ,  $R_i$  表示分割后的第  $i$  个区域,  $F(x, y)$  表示图像上坐标为  $(x, y)$  的像素点的灰度值,  $A_i$  表示区域  $R_i$  中的像素总个数,  $C$  是归一化参数。

参数  $\alpha$  的最优值为:

$$\alpha^* = \arg \max \{ UM(\alpha) \}, \alpha > 0 \quad (8)$$

## 3 粒子群优化算法

粒子群优化算法(PSO)首先由 Eberhart 等<sup>[10]</sup>提出, 其以简单易行、精度高、收敛快等优点得到了广泛的关注。与遗传算法相似, 该方法也是从随机解出发, 通过迭代寻找最优解, 通过适应度来评价解的优劣。假设在一个  $N$  维目标搜索空间中有  $m$  个粒子组成一个群落, 其中第  $i$  ( $i=1, 2, \dots, m$ ) 个粒子用一个  $N$  维向量  $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iN})$  表示, 代表第  $i$  个粒子在  $N$  维搜索空间中的位置为  $X_i$ , 每一个粒子的位置都是一个可能的解。第  $i$  个粒子的速度记为  $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iN})$ , 第  $i$  个粒子目前为止搜索到的最优位置记为  $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iN})$ , 整个粒子群目前为止搜索到的最优位置为  $P_a = (p_{a1}, p_{a2}, \dots, p_{aN})$ 。每次迭代过程中, 将  $X_i$  ( $i=1, 2, \dots, m$ ) 代入目标函数, 计算出其适应度, 然后根据得到的适应度值的大小判断该粒子的好坏, 根据判断结果更新其个体历史最优位置  $P_i$ , 进而更新整体最优位置  $P_a$ 。在每次更新最优位置后,

运用式(9)调整粒子的位置和速度,并进行下一轮迭代,直到达到终止条件为止。

$$\begin{aligned} v_{ij} &= \omega * v_{ij} + c1 * rand() * (p_{ij} - x_{ij}) + c2 * rand() * \\ &\quad (p_{\omega} - x_{ij}) \\ x_{ij} &= x_{ij} + v_{ij} \end{aligned} \quad (9)$$

$$i=1,2,\dots,m; j=1,2,\dots,N$$

其中,  $\omega$  是非负数,称为惯性因子;  $c1, c2$  是非负常数,称为学习因子;  $rand()$  是介于  $[0,1]$  之间的随机数。迭代终止条件根据实际问题而定,一般选为最大迭代次数或粒子群目前为止搜索到的最优位置满足预定的最小适应阈值。

大量研究发现,惯性因子  $\omega$  对优化性能影响很大,当  $\omega$  较大时有利于跳出局部极小点,当  $\omega$  较小时能加快算法的收敛速度<sup>[11]</sup>,故提出了自适应调整  $\omega$  的策略。本文采用式(10)的方法,随着迭代次数的增加,线性地减小惯性因子:

$$\omega(n+1) = \omega_{\max} - (\omega_{\max} - \omega_{\min}) * n / iter \quad (10)$$

其中,  $\omega_{\max}$  和  $\omega_{\min}$  分别为权重的最大值和最小值,  $n$  代表迭代次数,  $iter$  为迭代的最大次数。一般  $\omega_{\max} = 0.95, \omega_{\min} = 0.4$ 。

#### 4 本文算法

把粒子群优化搜索法与基于分解的二维 renyi 熵图像分割算法相结合,自适应地选取较优的参数值  $\alpha$ ,并有效地把计算复杂度由文献[8]方法的  $O(L^6)$  降为  $O(L^2)$ 。

根据文献[7]中实验可知,当  $\alpha$  在  $(0,1)$  范围内搜索取值时,可以获得较好的分割效果;当  $\alpha$  的搜索范围进一步扩大为  $(0,10)$  时,分割效果稍有改善,但影响不大,但是搜索时间更长,故为了节省时间。本文在  $(0,1)$  范围内对  $\alpha$  进行搜索取值,即搜索空间定为  $(0,1)$ 。显然搜索空间的维数  $N=1$ ,在  $(0,1)$  中随机选取  $m=10$  个粒子组成群落。

在本文中,每一个粒子代表一个可能的参数值  $\alpha$ ,第  $i$  个粒子用  $x_i$  表示,即它在  $(0,1)$  中的位置为  $x_i$ ,首次迭代中用  $x_i = rand(0,1)$  随机选取粒子。第  $i$  个粒子的速度用  $v_i$  表示,用  $v_i = rand(0,1)$  随机选取该粒子的初始速度,为了避免粒子速度太快导致错过全局最优值,设定粒子速度的变化范围为  $(-v_{\max}, v_{\max})$ ,本文中取  $v_{\max} = 0.15$ 。第  $i$  个粒子个体历史最优值用  $P_i$  表示,每次迭代过程中,对于每个粒子将其适应度值与所经历过的最好位置的适应度值进行比较,如果更好,则将其作为该粒子的个体历史最优值,用当前位置更新个体历史最优值。整个粒子群目前为止所经历的最好位置记为  $P_a$ ,每次迭代过程中,比较每个粒子的适应度值和群体所经历的最好位置的适应度值,如果更好,则更新群体最好位置。

算法步骤如下:

1. 初始化粒子群

①用  $x_i = rand(0,1)$  选取第  $i$  个粒子的位置;

②用  $v_i = rand(0,1)$  选取第  $i$  个粒子的速度;

③学习因子  $c1=2.8, c2=1.3$ , 惯性因子  $\omega=1$ ;

④设定迭代终止条件(本文选取最大迭代次数  $iter=30$  为迭代终止条件)。

2. while  $n < iter$

3. 通过式(3)计算每个粒子的分割阈值  $(t, s)$

4. 通过式(5)~式(7)计算每个粒子的适应度

5. 更新  $P_i, P_a$

6. 通过式(9)更新  $x_i, v_i$ , 通过式(10)更新  $\omega$

7. end while

8.  $P_a$  即为该图像最优的参数值  $\alpha$ , 运用式(3)可得最终分割结果。

#### 5 实验结果与分析

本实验在系统配置为 1.75G 内存, 2.70GHz, Matlab 7.10.0(R2010a)下进行。实验包括: 本文算法与二维 renyi 熵阈值分割方法中参数的自适应选取、基于分解的二维 renyi 灰度熵(由文献[4]知, renyi 熵的参数  $\alpha$  常取经验值 0.7, 故本实验取  $\alpha=0.7$  进行实验)的图像阈值分割在分割效果(如图3~图6所示)及时间(如表2所列)上的比较。表1为阈值比较结果。

下面验证本文提出的基于分解的二维 renyi 熵参数自适应选取法在分割效果上的有效性, 以及在消耗时间上的优越性。



图3 Cameraman图的分割效果



图4 行星图的分割效果



图5 狒狒图的分割效果

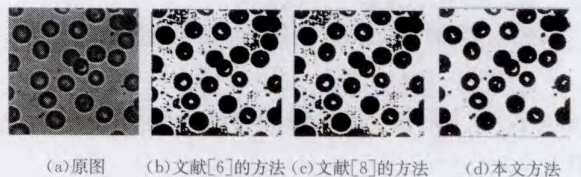


图6 细胞图的分割效果

表1 阈值比较

| 图像          | 文献[6]方法   | 文献[8]方法   | 本文方法      |
|-------------|-----------|-----------|-----------|
| Cameraman 图 | (88,95)   | (154,154) | (88,92)   |
| 行星图         | (37,38)   | (99,96)   | (80,83)   |
| 狒狒图         | (112,113) | (112,110) | (117,118) |
| 细胞图         | (153,133) | (154,133) | (119,123) |

表2 各算法的时间比较(单位:s)

| 图像          | 文献[8]方法     | 本文方法   |
|-------------|-------------|--------|
| Cameraman 图 | 7.8665e+004 | 5.4894 |
| 行星图         | 6.7949e+004 | 5.8071 |
| 狒狒图         | 7.5066e+004 | 8.8647 |
| 细胞图         | 6.9916e+004 | 5.9840 |

(下转第300页)

图7是在某一商场进口的测试视频,图中白色矩形为检测区域,上下两个比较窄的矩形区域为人体创建区域 $S_1$ ( $S_2$ )。在多人拥挤情况下,如第307帧,4个人相遇且相互合并时,动态调节窗口通过熵值的比较进行窗口的调节,到334帧完全分开恢复原来的窗口大小。从图中可以看出,整个过程跟踪匹配准确,没有出现遗漏或者匹配错误的情况。

### 4.3 算法实时性比较

从表1可以看出,本文方法在计算速度上优于加性融合粒子滤波跟踪算法。本文主要通过利用先前的跟踪信息来预测运动物体可能运动的范围,缩小粒子搜索范围,从而减少粒子迭代计算量。

表1 传统粒子滤波与本文方法运行时间的对比

| 算法名称     | 平均运行时间 ms/帧 |
|----------|-------------|
| 加性融合粒子滤波 | 42          |
| 本文方法     | 31          |

**结束语** 针对拥挤情况下出现的人体全遮挡和人体合并分离问题,本文采用基于方向矢量的多特征自适应融合粒子滤波跟踪方法。该方法首先通过将颜色特征和轮廓特征进行自适应融合,采用不确定性系数,将传统的加性融合与乘性融合相结合,在一定程度上减少了两种融合机制中的各自弊端,在出现半遮挡时通过两种特征不确定系数动态地调整各自的比重,同时结合方向矢量的搜索方法,使得粒子向高似然区移动,不仅减少了粒子迭代的数目,而且在一定程度上控制了计

算的复杂度;在出现人群相互拥挤时,根据人体信息熵的值,动态调节窗口大小比例,进行人体分割。经过实验证明,该方法能够在拥挤情况下准确地跟踪目标。

## 参考文献

- [1] 王玉茹,刘家峰. 基于多区域联合粒子滤波的人体运动跟踪[J]. 自动化学报,2009,35(11):1387-1393
- [2] 田纲,胡瑞敏,王中元. 一种基于运动矢量分析的 Mean-shift 目标跟踪算[J]. 中国图象图形学报,2010,15(1):85-90
- [3] Shi Yong-gang, Karl W C. Real-time Tracking Using Level Sets [J]. Pattern Recognition, 2005, 23(12): 34-41
- [4] 蔺海峰,马宇峰,宋涛. 基于 SIFT 特征目标跟踪算法研究[J]. 自动化学报,2010,36(8):1024-1028
- [5] 王永忠,梁彦,赵春晖,等. 基于多特征自适应融合的核跟踪方法[J]. 自动化学报,2008,34(4):393-399
- [6] 张焱,张志龙,沈振康. 一种融入运动特性的显著性特征提取方法[J]. 国防科技大学学报,2008,30(3):109-115
- [7] 陈祖爵,陈潇君,何鸿. 基于改进的混合高斯模型的运动目标检测[J]. 中国图象图形学报,2007,12(9):1586-1589
- [8] 徐梦溪,刘超颖,黄陈蓉. 基于多级信息融合的视频目标跟踪[J]. 南京工程学院学报:自然科学版,2010,8(2):1-9
- [9] Nickels K, Hutchinson S. Estimating uncertainty in ssd-based feature tracking[J]. Image Vision Computer, 2002, 20(1): 47-58
- [10] 赵凤,范九伦. 一种结合二维 Ostu 法和模糊熵的图像分割方法[J]. 计算机应用,2007,24(6):189-191

(上接第282页)

由仿真实验结果可以看出,不管是背景简单还是背景复杂的图像,本文方法都得到了较好的分割结果,分割后的图像内部均匀、边界形状较清晰准确。由于参数 $\alpha$ 的取值对 renyi 熵阈值化方法的分割效果有较大的影响,由实验结果可以看出,文献[6]提出的基于分解的二维 renyi 熵的分割方法,把参数 $\alpha$ 取为0.7只是对部分图像有较好的分割效果,对其他图像需要大量的实验尝试才能找到合适的参数值,进而才能得到较满意的分割结果。文献[8]提出的二维 renyi 熵中参数自适应选取的方法,虽然自动解决了参数选取的问题,但是需要的时间很长,而且分割效果不如基于分解的二维 renyi 熵的分割方法。本文算法不但解决了文献[6]中参数选择的问题,而且运行时间较文献[8]大大缩短了,在保证分割效果的前提下,消耗时间约减少为文献[8]方法的1/10000。

**结束语** 本文把粒子群优化搜索算法与基于分解的二维 renyi 熵法相结合,通过大量的实验表明,本文方法不但能自适应地选取 renyi 熵方法中的参数,得到较好的分割效果,而且与文献[8]方法相抵,大大降低了计算复杂度,由 $O(L^6)$ 降为 $O(L^2)$ ,计算时间约为文献[8]方法的1/10000。

## 参考文献

- [1] 黄金杰,郭鲁强,逯仁虎. 改进的二维 Renyi 熵图像阈值分割[J]. 计算机科学,2010,37(10):251-253
- [2] 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(2):208-213

- [3] Pun T. A new method for grey-level picture thresholding using the entropy of the histogram[J]. Signal processing, 1980, 2(3): 223-237
- [4] Sahoo P K, Arora G. A thresholding method based on two-dimensional Renyi's entropy[J]. Pattern Recognition, 2004, 37(6):1149-1161
- [5] Sahoo P K, Arora G. Image thresholding using two-dimensional Tsallis-Havrda-Charvát entropy[J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(6):520-528
- [6] 龚飏,王菲菲,倪麟. 基于分解的二维 Renyi 灰度熵的图像阈值分割[J]. 计算机工程与应用,2013,49(1):181-185
- [7] 雷博,范九伦. 一维 Renyi 熵阈值法中参数的自适应选取[J]. 光子学报,2009,38(9):2439-2443
- [8] 雷博,范九伦. 二维 Renyi 熵阈值分割方法中参数的自适应选取[J]. 计算机工程与应用,2010,46(22):16-19
- [9] Levine M D, Nazif A M. Dynamic measurement of computer generated image segmentations[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1985, 7(2):155-164
- [10] Eberhart R C, Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory[C]//Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science, 1995(1):39-43
- [11] Eberhart R C, Shi Y. Tracking and optimizing dynamic systems with particle swarms[C]//Proceedings of the 2001 Congress on Evolutionary Computation, 2001. IEEE, 2001, 1:94-100