

递推人工蜂群的模糊划分熵多阈值分割算法

尹诗白¹, 赵祥模¹, 王卫星¹, 王一斌²

(1. 长安大学信息工程学院, 710064, 西安; 2. 西北工业大学自动化学院, 710072, 西安)

摘要: 针对图像分割中模糊划分熵算法在多阈值选取时存在的效率低、计算重复的问题,提出了一种递推人工蜂群的模糊划分熵多阈值分割算法(RAFPEA). 首先选择附加边界条件及灰度权重的隶属函数来构建图像的模糊熵模型,并将该模型中不同变量的组合计算转化为递推过程,进而保存此过程中不重复的瞬间递推值,然后引入人工蜂群算法,利用预存的递推结果来计算蜂群寻优时的个体适应度值,从而减少重复计算,达到快速寻优的目的. 实验结果表明:RAFPEA的均一度与精确的穷举模糊划分熵法相同,但运行时间仅为穷举、遗传的模糊划分熵算法的5%;随着阈值数量的增加,运行时间稳定不变,在确保精度的前提下,可高效地对图像进行多阈值分割.

关键词: 图像分割;多阈值;模糊划分熵;人工蜂群;递推

中图分类号: TP391.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2012)10-0072-06

A Fuzzy Partition Entropy Approach for Multi-Thresholding Segmentation Based on the Recursive Artificial Bee Colony Algorithm

YIN Shibai¹, ZHAO Xiangmo¹, WANG Weixing¹, WANG Yibin²

(1. School of Information Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, China; 2. School of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: A new recursive artificial bee colony fuzzy partition entropy algorithm (RAFPEA) for multi-thresholding image segmentation is proposed to solve the inefficiency and repeated computation in fuzzy partition entropy approach for selecting the thresholds in the process of image segmentation. The membership functions with attached boundary conditions and gray weights are selected to build the image fuzzy entropy model. The combined computation of different variables in this model is converted to the recursive process and the no-repetitive results of the processing moments are stored. Then the artificial bee colony algorithm (ABCA) uses the stored results to calculate the fitness value of individual species in the ABCA so that the repeated calculations can be reduced and the optimal thresholds can be searched effectively. Experimental results and comparisons with common algorithms indicate that the run time accounts for 5% of ones of the fuzzy partition entropy approaches based on exhaustive algorithm and genetic algorithm. And the uniformity obtained by the proposed scheme is equivalent to the one via exhaustive search. Moreover, as the number of required thresholds increases, the run time keeps stable. The RAFPEA can effectively segment images by multiple thresholds with ensured precision.

Keywords: image segmentation; multilevel thresholding; fuzzy partition entropy; artificial bee colony; recursive programming

图像分割是图像处理的基本问题之一,其目的是将图像划分为感兴趣的目标和背景区域,以便于执行后续的图像分析和理解操作.常用的图像分割方法有阈值法、边缘检测法、区域跟踪法等,其中阈值法因操作简单、性能稳定而成为图像分割的重要手段.阈值法按阈值个数又可分为单阈值法和多阈值法.单阈值法是选取一个阈值将图像分为 2 类目标和背景的方法,不适用于图像中含有灰度值不同的多目标情况,而多阈值法则利用多个阈值将图像分为多类目标和背景,具有更加广泛的适用范围^[1].

近年来,模糊划分熵的多阈值分割算法得到了迅速的发展,它利用种群寻优确定最大模糊熵准则下的最优阈值.常用的寻优策略有遗传算法^[2-3]、微分进化算法^[4]、粒子群算法^[5]、蚁群算法^[6]、鱼群算法^[7]、人工蜂群算法^[8-9]等.文献[9]比较了几种寻优算法的性能,结果表明在阈值寻优的场合下,人工蜂群算法具有更好的收敛速度和寻优能力,但种群个体的适应度存在重复计算的弊端,随着阈值数量增加,计算量呈线性增长.

递推算法将复杂问题的求解转化为前后项有依赖关系的递推过程,能有效避免重复操作.基于此,Souad 等人^[10]和 Tang 等人^[11]提出了递推穷举的模糊 2-划分算法,通过保存模糊熵计算时的瞬间递推值,来减少后续种群寻优的重复计算.值得注意的是,该递推算法是针对简单隶属度函数的模糊 2-划分设计的,没有考虑边界条件和灰度权重,当隶属度函数、模糊划分数变化时,模糊熵公式中前后项的依赖关系也相应改变,难以应用到分割精度较高、隶属度函数较复杂的模糊 N -划分($N \geq 3$)中.这种寻优策略是采用列举所有可能解的穷举算法,虽然使用预存的递推结果减少重复计算,但随着阈值数量增加,运行时间同样呈指数上涨.

本文在研究递推穷举的模糊 2-划分基础上,提出了一种递推人工蜂群的模糊 N -划分($N \geq 3$)算法,选择附加边界条件及灰度权重的 S 、 Π 、 Z 隶属度函数来构建图像的模糊 N -划分($N \geq 3$)熵,以确保分割精度,采用递推算法与人工蜂群算法相结合的寻优策略搜索最优阈值,以减少重复计算,提高寻优效率.实验结果表明,本文算法在确保精度的前提下能够有效缩短运行时间.

1 模糊划分熵的多阈值分割原理

模糊划分熵分割算法是利用隶属度函数将图像

像素按灰度值大小分成若干模糊集合的方法.恰当的隶属度函数能更好地反应灰度值隶属于模糊集合的程度,有利最优阈值的确定.以模糊 3-划分的双阈值分割为例,选择附加边界条件及灰度权重的 S 、 Π 、 Z 函数^[2-12]将图像划分为低灰度级模糊集合 E_d 、中灰度级模糊集合 E_m 、高灰度级模糊集合 E_b ,则划分 E_d 、 E_m 和 E_b 的隶属度函数 u_d 、 u_m 、 u_b 分别为

$$u_d = \begin{cases} 1, & k \leq a_1 \\ 1 - \frac{n_{b_1}(k - a_1)^2}{n_k(c_1 - a_1)(b_1 - a_1)}, & a_1 < k \leq b_1 \\ \frac{n_{c_1}(k - c_1)^2}{n_k(c_1 - a_1)(c_1 - b_1)}, & b_1 < k \leq c_1 \\ 0, & k > c_1 \end{cases} \quad (1)$$

$$u_m = \begin{cases} 0, & k \leq a_1 \\ \frac{n_{b_1}(k - a_1)^2}{n_k(c_1 - a_1)(b_1 - a_1)}, & a_1 < k \leq b_1 \\ 1 - \frac{n_{c_1}(k - c_1)^2}{n_k(c_1 - a_1)(c_1 - b_1)}, & b_1 < k \leq c_1 \\ 1, & c_1 < k \leq a_2 \\ 1 - \frac{n_{b_2}(k - a_2)^2}{n_k(c_2 - a_2)(b_2 - a_2)}, & a_2 < k \leq b_2 \\ \frac{n_{c_2}(k - c_2)^2}{n_k(c_2 - a_2)(c_2 - b_2)}, & b_2 < k \leq c_2 \\ 0, & k > c_2 \end{cases} \quad (2)$$

$$u_b = \begin{cases} 0, & k \leq a_2 \\ \frac{n_{b_2}(k - a_2)^2}{n_k(c_2 - a_2)(b_2 - a_2)}, & a_2 < k \leq b_2 \\ 1 - \frac{n_{c_2}(k - c_2)^2}{n_k(c_2 - a_2)(c_2 - b_2)}, & b_2 < k \leq c_2 \\ 1, & k > c_2 \end{cases} \quad (3)$$

式中: k 为图像中任意像素的灰度值; a_1 、 b_1 、 c_1 、 a_2 、 b_2 、 c_2 为 $[0, 255]$ 内的值,满足约束条件 $0 \leq a_1 \leq b_1 \leq c_1 \leq a_2 \leq b_2 \leq c_2 \leq 255$; n_{b_1} 、 n_{c_1} 、 n_{b_2} 、 n_{c_2} 、 n_k 为图像中灰度值为 b_1 、 c_1 、 b_2 、 c_2 、 k 对应的像素个数. E_d 、 E_m 、 E_b 这 3 个模糊集合所对应的模糊划分概率 p_d 、 p_m 、 p_b 分别为

$$p_d = \sum_{k=0}^{255} p_k u_d; \quad p_m = \sum_{k=0}^{255} p_k u_m; \quad p_b = \sum_{k=0}^{255} p_k u_b \quad (4)$$

式中: p_k 为 n_k 占图像总像素 M 的比率.

基于 3 个模糊集合划分的总模糊熵为

$$H(a_1, b_1, c_1, a_2, b_2, c_2) = -p_d \lg(p_d) - p_m \lg(p_m) - p_b \lg(p_b) \quad (5)$$

由最大模糊熵准则可知,使模糊熵函数 H 最大的 $(a_1, b_1, c_1, a_2, b_2, c_2)$ 即为分割阈值 T_1 、 T_2

$$T_1 = \begin{cases} a_1 + [(c_1 - a_1)(b_1 - a_1)n_{a_1}/(n_{a_1} + n_{b_1})]^{1/2} \\ (a_1 + c_1)/2 \leq b_1 \leq c_1 \\ c_1 - [(c_1 - a_1)(c_1 - b_1)n_{b_1}/(n_{b_1} + n_{c_1})]^{1/2} \\ a_1 \leq b_1 \leq (a_1 + c_1)/2 \end{cases} \quad (6)$$

$$T_2 = \begin{cases} a_2 + [(c_2 - a_2)(b_2 - a_2)n_{a_2}/(n_{a_2} + n_{b_2})]^{1/2} \\ (a_2 + c_2)/2 \leq b_2 \leq c_2 \\ c_2 - [(c_2 - a_2)(c_2 - b_2)n_{b_2}/(n_{b_2} + n_{c_2})]^{1/2} \\ a_2 \leq b_2 \leq (a_2 + c_2)/2 \end{cases} \quad (7)$$

式中: n_{a_1} 和 n_{a_2} 为图像中灰度值为 a_1 和 a_2 对应的像素个数. 模糊 N -划分 ($N > 3$) 熵的递推计算过程与模糊 3-划分熵类似, 即采用 N 个隶属度函数 ($u_1, u_2, \dots, u_N$) 将图像划分为 N 个模糊区域, 使图像总模糊熵最大的 ($a_1, b_1, c_1, a_2, b_2, c_2, \dots, a_{N-1}, b_{N-1}, c_{N-1}$) 即为分割的 $N-1$ 个阈值.

2 递推人工蜂群的模糊划分熵多阈值分割算法

2.1 递推算法

模糊 3-划分中为了寻找最大的 H 函数值, 不可避免地涉及到参数组合 $(0, 1, 2, 3, 4, 5) \sim (250, 251, 252, 253, 254, 255)$ 的重复计算. 为此, 本文提出一种模糊 N -划分 ($N \geq 3$) 的递推方式.

由式(1)~(3)可得 $u_m = 1 - (u_b + u_d)$, 由式(4)可知 $1 - p_m = p_b + p_d$, 将 $u_b + u_d$ 合成一个函数 u'_m , 则 $1 - p_m = p'_m$, $p'_m = \sum_{k=0}^{255} p_k u'_m(k)$, 故 u_b, u_d, u_m 的模糊 3-划分转化为 u_m, u'_m 的模糊 2-划分

$$H(a_1, b_1, c_1, a_2, b_2, c_2) = -p'_m \lg(p'_m) -$$

$$p_m \lg(p_m) = p_m \lg\left(\frac{1-p_m}{p_m}\right) - \lg(1-p_m) \quad (8)$$

将式(2)代入式(4)的 p_m 中

$$p_m = \frac{1}{M} \left[\frac{n_{b_1}}{(c_1 - a_1)(b_1 - a_1)} \sum_{k=a_1+1}^{b_1} (k - a_1)^2 - \frac{n_{c_1}}{(c_1 - a_1)(c_1 - b_1)} \sum_{k=b_1+1}^{c_1} (k - c_1)^2 - \frac{n_{b_2}}{(c_2 - a_2)(b_2 - a_2)} \sum_{k=a_2+1}^{b_2} (k - a_2)^2 + \right.$$

$$\left. \frac{n_{c_2}}{(c_2 - a_2)(c_2 - b_2)} \sum_{k=b_2+1}^{c_2} (k - c_2)^2 \right] + \sum_{k=b_1+1}^{b_2} p_k \quad (9)$$

式(9)由 5 个求和部分组成. 令其第 1 个求和部分 $\sum_{k=a_1+1}^{b_1} (k - a_1)^2 = p_{a_1, b_1}$, 下角标 a_1, b_1 为该求和项中 k 变量的上、下限, p_{a_1, b_1} 随 b_1 而变化, p_{a_1, b_1} 的递推公式为

$$p_{a_1, b_1} = \sum_{k=a_1+1}^{b_1-1} (k - a_1)^2 + (b_1 - a_1)^2 = p_{a_1, b_1-1} + (b_1 - a_1)^2 \quad (10)$$

式中: $p_{a_1, b_1-1} = p_{a_1, b_1}$ 的限定条件为 p_{a_1, b_1} 的求和上限 $b_1 = b_1 - 1$. 式(10)进一步写为

$$p_{a_1, b_1} = p_{a_1, b_1-1} + (b_1 - a_1)^2; \\ p_{a_1, a_1+1} = \sum_{k=a_1+1}^{a_1+1} (a_1 + 1 - a_1)^2 = 1, \\ b_1 = a_1 + 2, \dots, 254 \quad (11)$$

式中: $p_{a_1, a_1+1} = p_{a_1, b_1}$ 的限定条件为 p_{a_1, b_1} 的求和上限 $b_1 = a_1 + 1$. 同理, 令式(9)的第 2 个求和部分

$$\sum_{k=b_1+1}^{c_1} (k - c_1)^2 = p_{b_1, c_1}, \text{ 则 } p_{b_1, c_1} \text{ 的递推公式为} \\ p_{b_1, c_1} = p_{b_1, c_1-1} - 2p_{b_1, c_1-1}^* + [(c_1 - 1) - b_1], \\ c_1 = b_1 + 2, \dots, 255 \quad (12)$$

式中

$$p_{b_1, c_1-1}^* = p_{b_1, c_1-2}^* - [(c_1 - 2) - b_1]; p_{b_1, b_1+1}^* = 0 \\ c_1 = b_1 + 3, \dots, 255 \quad (13)$$

其中 $p_{b_1, c_1-1} = p_{b_1, c_1}$ 的限定条件为 p_{b_1, c_1} 的求和上限 $c_1 = c_1 - 1$. p_{b_1, c_1-1}^* 和 p_{b_1, b_1+1}^* 的推导步骤见附录 A, $p_{b_1, c_1-2}^* = p_{b_1, c_1-1}^*$ 的限定条件为 p_{b_1, c_1-1}^* 求和上限 $c_1 - 1 = (c_1 - 1) - 1$.

令式(9)的第 3 个、第 4 个求和部分 $\sum_{k=a_2+1}^{b_2} (k -$

$a_2)^2 = p_{a_2, b_2}$, $\sum_{k=b_2+1}^{c_2} (k - c_2)^2 = p_{b_2, c_2}$, 递推公式同式(10)~(12). 令第 5 个求和部分 $\sum_{k=b_1+1}^{b_2} p_k = p_{b_1, b_2}$, 递推公式为

$$p_{b_1, b_2} = \sum_{k=b_1+1}^{b_2} p_k = \sum_{k=b_1+1}^{b_2-1} p_k + p(b_2) =$$

$$p_{b_1, b_2-1} + p(b_2) \quad (14)$$

式中: $p_{b_1, b_2-1} = p_{b_1, b_2}$ 的限定条件为 p_{b_1, b_2} 的求和上限 $b_2 = b_2 - 1$. 因为 $p_{a_2, b_2}, p_{b_2, c_2}$ 与 $p_{a_1, b_1}, p_{b_1, c_1}$ 的递推过程一致, 故保存 $0 \leq a_1 \leq b_1 \leq c_1 \leq b_2 \leq 255$ 范围内 $p_{a_1, b_1}, p_{b_1, c_1}, p_{b_1, b_2}$ 的所有瞬间值, $p_{a_2, b_2}, p_{b_2, c_2}$ 的所有瞬间值使用 $p_{a_1, b_1}, p_{b_1, c_1}$ 的预存结果.

2.2 递推的人工蜂群寻优设计

人工蜂群算法是 Karaboga 于 2007 年提出的一种智能搜索算法, 目前已成功应用于模糊划分熵的阈值寻优中, 它将阈值寻优问题转化为最优蜜源的搜索问题, 将图像的模糊熵函数看作蜜源的收益度函数, 模糊熵值即为收益度值, 根据雇佣蜂、跟随蜂、侦察蜂的分工合作原则, 寻找收益度最优的蜜源. 然而, 搜索过程中收益度函数被多次调用, 以计算收益度值, 且随着阈值数量增加, 计算量呈线性增长. 实际上, 不同蜜源的收益度存在重复计算, 可使用 2.1 节中预存的递推结果来解决, 寻优设计步骤如下.

(1) 参数初始化. 初始化 S 个蜜源 $z_i (i=1, \dots, S)$, 对应 $(a_1, b_1, c_1, a_2, b_2, c_2)$ 向量, 即 $z_i = \{z_{i,1}, z_{i,2}, \dots, z_{i,6}\}$, 设追踪变量 $T_i = 0$.

(2) 计算收益度值, 标记最优蜜源. 利用式(8)计算每个蜜源 z_i 的收益度 B_i , 并标记收益度最大的蜜源 $z_{\max}$, 以及对应的收益度 $B_{\max}$. 式(8)中 p_m 的计算可利用 2.1 节中预存的 $p_{a_1, b_1}, p_{b_1, c_1}, p_{a_2, b_2}, p_{b_2, c_2}, p_{b_1, b_2}$ 值.

(3) S 个雇佣蜂根据式(15)对各自的蜜源 z_i 做邻域搜索, 以产生新蜜源 z'_i , 即

$$z'_{i,j} = z_{i,j} + f_r(-1, 1)(z_{i,j} - z_{k,j}),$$

$$k \in \{1, 2, \dots, S\}, k \neq i, j \in \{1, 2, \dots, 6\} \quad (15)$$

式中: $f_r(-1, 1)$ 函数产生 $[-1, 1]$ 的随机数.

(4) 计算收益度, 更新蜜源. 利用式(8)计算蜜源 z'_i 的收益度 B'_i , 若 $B'_i \geq B_i$ 则 $z_i = z'_i$; 否则, 保持 z_i 不变.

(5) 蜜源 z_i 产生 $[0, 1]$ 内的随机数 r_i , 利用式(16)计算该蜜源的概率 p_i , 若 $p_i > r_i$, 跟随蜂按式(15)对蜜源 z_i 做邻域搜索, 以产生新蜜源 z'_i ; 否则检测下一个蜜源, 直到 S 个跟随蜂均被派出

$$p_i = H(z_i) / \sum_{i=1}^S H(z_i) \quad (16)$$

(6) 重复执行步骤(4).

(7) 蜜源判断. 若当前蜜源 z_i 仍保持不变, 则 $T_i = T_i + 1$; 若 $T_i \geq L_{\lim}$ ($L_{\lim}$ 为设定上限), 则放弃该蜜源, 对应的雇佣蜂变为侦察蜂按式(17)生成新蜜源 z'_i .

$$z'_{i,j} = 0 + (255 - 0)f_r(0, 1) \quad (17)$$

(8) 计算收益度, 更新最优蜜源. 使用式(8)计算蜜源 z'_i 的收益度 B'_i , 若 $B'_i \geq B_i$, 则 $z_i = z'_i$, $T_i = 0$; 否则保持 z_i 不变. 标记收益度最大的蜜源 $z'_{\max}$ 及其收益度 $B'_{\max}$, 若 $B'_{\max} \geq B_{\max}$, 则 $z_{\max} = z'_{\max}$; 否则 $z_{\max}$ 保持不变.

(9) 重复执行步骤(3)~(8), 直到预先设定的最大循环次数 $C_{\max}$. 当前收益度最大的蜜源 $z_{\max}$, 即为 $(a_1, b_1, c_1, a_2, b_2, c_2)$ 的最优组合解, 利用式(6)、(7)计算最优阈值并对图像实施分割.

3 实验结果与分析

3.1 分割结果对比

实验中选择的测试图像为灰度特征不同的多目标图像, 目标像素的灰度级隶属于不同的灰度区域, 非常适合本文算法的性能验证.

实验采用的量化指标如下.

(1) 运行时间. 时间越短, 算法的效率越高.

(2) 均一度. 采用文献[13]使用的均一度指标, 量化分割后的区域对应原始图同一区域内像素点间的灰度差异, 其值在 $[0, 1]$ 范围内, 越接近 1, 区域内的灰度值变化越缓慢, 分割性能越好、均一度表示为

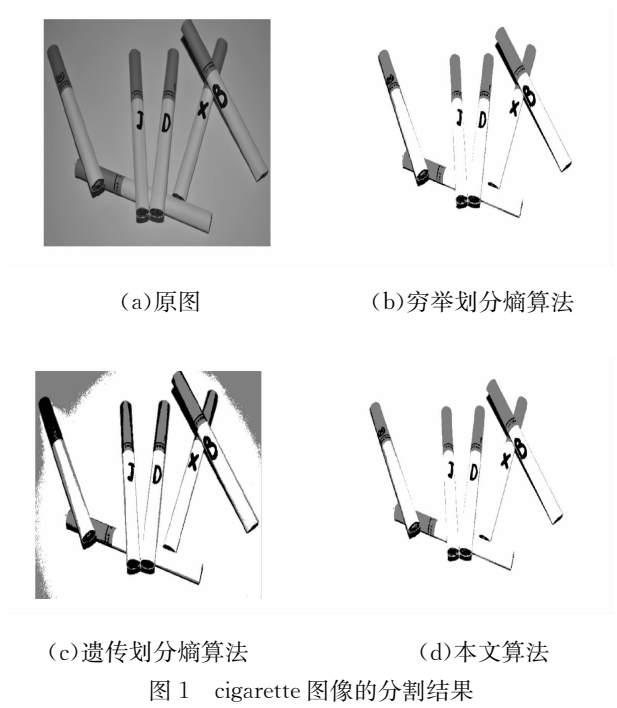
$$U = 1 - 2c \frac{\sum_{j=0}^c \sum_{i \in R_j} (k_i - u_i)^2}{M(k_{\max} - k_{\min})^2} \quad (18)$$

式中: c 为阈值个数; R_j 为分割区域 j ; k_i 为像素 i 的灰度值; u_i 为区域 j 的灰度均值; $k_{\max}$ 为图像中像素的最大灰度值; $k_{\min}$ 为像素的最小灰度值.

所有实验均在 2.27 GHz CPU 和 512 MB 内存的 PC 环境下, 用 MATLAB 7.0 编译语言实现. 比较算法选用了文献[11]的穷举划分熵算法和文献[3]的遗传划分熵算法. 前者通过列举所有可能解准确获得最优阈值, 后者利用遗传算法快速寻优. 实验中人工蜂群算法的参数设置同文献[9].

图 1 为 cigarette 图像的分割结果. 图 1b~1d 为各算法的模糊 3-划分结果. 分割选取 2 个阈值将图像像素按阈值个数划分为 3 个区域, 即图 1b~1d 中的黑、白、灰区域, 图 1b、图 1d 划分的区域与原始图 1a 中不同目标的灰度级区域相同. 按式(18)计算分割后的区域在原始图像中相应位置的均一度, 结果为 0.996 0. 分割后的烟丝和标志对应黑色区域, 烟身和背景对应白色区域, 烟嘴对应灰色区域. 图 1c 则存在欠分割现象, 部分烟嘴和烟丝划分为黑色区域, 背景和烟嘴划分为灰色区域, 分割后均一度仅

为 0.715 4.



模糊 N -划分($N=3,4,5$)所对应的分割阈值、运行时间、均一度如表 1 所示. 从表 1 中可见,无论阈值个数如何变化,本文算法分割后的均一度与穷举划分熵算法的结果一致,较遗传划分熵算法提高了约 20%. 此外,在模糊 3-划分的情况下,本文算法的运行时间仅为上述两种算法运行时间的 5%,且随着阈值数量的增加近似稳定不变,与时间呈指数递增的穷举划分熵算法和呈线性增长的遗传划分熵算法形成鲜明对比.

表 1 cigarette 图像的模糊 N -划分结果对比				
算法	阈值数	阈值	运行时间/s	U
穷举划分熵	2	55,116	0.4018	0.9960
	3	42,85,124	18.4500	0.9941
	4	37,68,97,129	857.2439	0.9939
遗传划分熵	2	78,129	0.3380	0.7154
	3	66,101,138	2.7620	0.7147
	4	58,86,115,146	12.1567	0.7051
本文 RAFPEA	2	55,116	0.0183	0.9960
	3	42,85,124	0.0185	0.9941
	4	37,68,97,129	0.0188	0.9939

3.2 本文 RAFPEA 算法性能分析

由 3.1 节可知,本文算法具有较短的运行时间和全局的最优阈值 2 点优势,运行时间由时间复杂

度决定. 本文算法的时间复杂度由 2 部分组成:①瞬间变量的递推时间,因递推公式及范围不受寻优参数及图像大小的影响,故递推时间相对独立;②人工蜂群算法的搜索时间,因适应度的计算使用预存的递推结果,耗时仅与算法的控制参数有关,故本文算法的运行速度不随阈值数量、图像大小而变化,具有较好的鲁棒性.

全局的最优阈值与人工蜂群算法强大的搜索能力有关. 为了深入探讨文中人工蜂群算法对阈值选取的影响,从收敛性、收敛性速度和适应度值 3 个方面进行分析,并选用文献[3]的遗传算法、文献[7]的人工鱼群算法对比说明. 实验环境同 3.1 节,3 种算法的相关参数均设置为:种群个数 $S=50$ 、最大循环次数 $C_{\max}=100$ 、预设上限 $L_{\lim}=100$. 图 2 为 cigarette 图像在模糊 3-划分时的适应度跟踪曲线. 从图中可见:人工蜂群算法在循环 10 次左右时适应度值收敛;人工鱼群和遗传算法则分别在循环 30 次和 60 次左右时收敛,不但收敛速度慢于人工蜂群算法,收敛后的适应度值也小于蜂群算法的结果. 更多实验表明,当种群个数小于 20、最大循环次数小于 30 时,人工鱼群和遗传算法均难以收敛,而同等条件下人工蜂群算法却保持着较快的收敛速度、稳定的收敛性能和最大的适应度值.

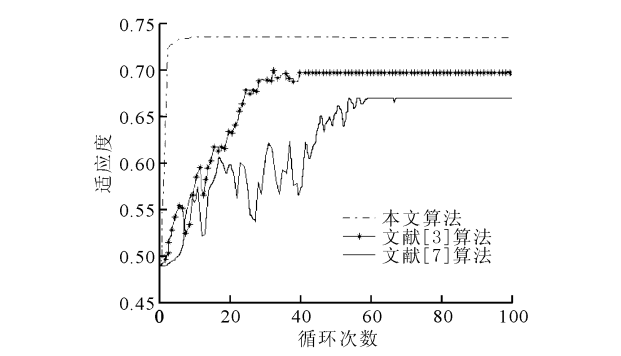


图 2 模糊 3-划分时 3 种算法对 cigarette 图像的适应度

4 结 论

本文提出了一种基于递推人工蜂群的模糊划分熵多阈值分割算法,利用递推策略保存图像模糊划分熵计算过程中的瞬间递推值,结合后续的人工蜂群算法,快速搜索全局最优阈值. 实验结果表明,本文算法的均一度与穷举划分熵算法的结果一致,较遗传划分熵算法的结果提高了约 20%,在模糊 3-划分的情况下,运行时间仅为穷举、遗传划分熵算法运行时间的 5%,且随着阈值数量的增加基本保持不

变,能更准确、更高效地对图像进行多阈值分割。

参考文献:

- [1] WANG Feng, ZHOU Yousheng, GU Lize, et al. Multi-policy thresholds signature with distinguished signing authorities [J]. The Journal of China Universities of Posts and Telecommunications, 2011, 18(1): 113-120.
- [2] 周学成, 罗锡文, 严小龙, 等. 基于遗传算法的原位根系 CT 图像的模糊阈值分割[J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(4): 682-687.
ZHOU Xuecheng, LUO Xiwen, YAN Xiaolong, et al. A fuzzy thresholding segmentation for plant root CT images based on genetic algorithm [J]. Journal of Image and Graphics, 2009, 14(4): 682-687.
- [3] KAMAL H, MOUSSA D, PATRICK S. A multilevel automatic thresholding method based on a genetic algorithm for a fast image segmentation [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 109(2): 163-175.
- [4] HOANG N L, HAI T N, CHANG W A. Entropy-based efficiency enhancement techniques for evolutionary algorithms [J]. Information Science, 2011, 12(4): 1-21.
- [5] MEHDI S, HASSAN S, ARIA A. Minimum entropy control of chaos via online particle swarm optimization method [J]. Applied Mathematical Modelling, 2011, 10(5): 1-10.
- [6] HUANG Peng, CAO Huizhi, LUO Shuqian. An artificial ant colonies approach to medical image segmentation [J]. Biomedicine, 2008, 92(3): 267-273.
- [7] TSAI H, LIN Yonghuang. Modification of the fish swarm algorithm with particle optimization formulation and communication behavior [J]. Applied Soft Computing, 2011, 11(8): 5367-5374.
- [8] 王翔, 郑建国. 求解约束化问题的多成员人工蜂群算法[J]. 西安交通大学学报, 2012, 46(2): 39-44.
WANG Xiang, ZHENG Jianguo. A multi-member artificial bee colony algorithm for constrained optimization problems [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2012, 46(2): 39-44.
- [9] HORNG M H. Multilevel thresholding selection based on the artificial bee colony algorithm for image segmentation [J]. Expert Systems with Application, 2011, 38(11): 13785-13791.
- [10] SOUAD B, MOHAMMED B. Recursive algorithm based on fuzzy 2-partition entropy for 2-level image

thresholding [J]. Pattern Recognition, 2005, 38(8): 1289-1294.

- [11] TANG Yinggan, MU Weiwei, YING Zhang, et al. A fast recursive algorithm based on fuzzy 2-partition entropy approach for threshold selection [J]. Neurocomputing, 2011, 74(17): 3072-3078.
- [12] MURPHY C A, PAL S K. Fuzzy thresholding mathematical framework, bound functions and weighted moving average technique [J]. Pattern Recognition Letter, 1990, 11(2): 197-206.
- [13] TANG Kezong, YUAN Xiaojing, SUN Tingkai, et al. An improved scheme for minimum cross entropy threshold selection based on genetic algorithm [J]. Knowledge-based Systems, 2011, 24(8): 1131-1138.

附录 A

$$\begin{aligned}
 p_{b_1, c_1} &= \sum_{k=b_1+1}^{c_1-1} (k - c_1)^2 + (c_1 - c_1) = \\
 &\sum_{k=b_1+1}^{c_1-1} [k - (c_1 - 1) - 1]^2 + 0 = \\
 &\sum_{k=b_1+1}^{c_1-1} [k - (c_1 - 1)]^2 - 2 \sum_{k=b_1+1}^{c_1-1} [k - (c_1 - 1)] + \\
 &\sum_{k=b_1+1}^{c_1-1} 1 = p_{b_1, c_1-1} - 2 \sum_{k=b_1+1}^{c_1-1} [k - (c_1 - 1)] + \\
 &[(c_1 - 1) - b_1] \quad (A1)
 \end{aligned}$$

令

$$p_{b_1, c_1-1}^* = \sum_{k=b_1+1}^{c_1-1} [k - (c_1 - 1)] \quad (A2)$$

则

$$\begin{aligned}
 p_{b_1, c_1-1}^* &= \sum_{k=b_1+1}^{c_1-2} [k - (c_1 - 1)] + [(c_1 - 1) - \\
 &(c_1 - 1)] = \sum_{k=b_1+1}^{c_1-2} [k - (c_1 - 2) - 1] = \\
 &\sum_{k=b_1+1}^{c_1-2} [k - (c_1 - 2)] - \sum_{k=b_1+1}^{c_1-2} 1 = \\
 &p_{b_1, c_1-2}^* - [(c_1 - 2) - b_1] \quad (A3)
 \end{aligned}$$

将式(A3)代入式(A1),则有

$$p_{b_1, c_1} = p_{b_1, c_1-1} - 2p_{b_1, c_1-1}^* + [(c_1 - 1) - b_1] \quad (A4)$$

(编辑 刘杨)