

图像阈值分割算法研究

郭臻, 陈远知

(中国传媒大学 数字化工程中心, 北京 100024)

摘要: 图像阈值分割的方法很多, 但目前很难找到适用于各种场合的分割方法。本文针对实际情况对几种分割方法进行了分析比较及实验研究。在此基础上引入了遗传算法, 加快了算法的收敛速度。最后将一种改进的遗传算法用于优化图像分割, 取得了较好的分割效能。

关键词: 图像分割; 阈值选取; 遗传算法; 分割评价

中图分类号: TN934 **文献标识码:** A **文章编号:** 1673-4793(2008)02-0077-06

Research of Thresholding Methods for Image Segmentation

GUO Zhen, CHEN Yuan-zhi

(Communication University of China, Beijing 100024)

Abstract: There are many thresholding methods for image segmentation recently. But it's difficult to find a good method which is the same with the various situations. In this paper we analyze and compare a few segmentation methods by experimenting. And refers to genetic algorithm (GA) to optimize image segmentation through expediting the convergence pace. Finally we use a ameliorative algorithm to optimize the image segmentation and get a preferable efficiency.

Key words: image segmentation; image thresholding; genetic algorithm; segmentation value

1 引言

图像阈值分割是利用图像中要提取的目标与其背景在灰度特性上的差异, 把图像视为具有不同灰度级的两类区域 (目标和背景) 的组合。选取一个合适的阈值, 以确定图像中的每一个像素点应该属于目标还是背景区域, 从而产生相应的二值图像。阈值分割的基本流程是先确定阈值, 然后将图像中所有像素值与阈值比较, 根据比较结果将像素分成两类——目标或背景。通常有三步: (1) 确定阈值。(2) 将像素值与阈值比较。(3) 把像素归类。以上三步中, 最重要最关键的是第一步, 就是如何选取最合适的阈值。如果能找到合适的阈值, 就能对图像进行准确、方便的分割。

2 经典阈值分割方法

2.1 基于灰度直方图的阈值方法

图像的灰度直方图是图像像素值的一种统计度量。最简单的阈值选取方法就是根据直方图来进行的。

(1) 直方图双峰法

直方图双峰法是直接从图像的灰度分布直方图上来确定阈值。一般选取双峰之间的谷底处像素灰度值为阈值。该方法不适用于单峰或多峰直方图的情况。在复杂图像情况下, 直方图双峰法常常会导

收稿日期: 2007-06-15

作者简介: 郭臻 (1979-), 男 (汉族), 河北邢台人, 中国传媒大学硕士研究生. E-mail: guozhen2008@126.com

©1994-2015 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

致阈值选取失败。

(2) 迭代阈值法

迭代阈值法先选择一个近似阈值作为估计值的初始值, 然后不断改进这一估计值。阈值的改进策略是关键, 初始阈值为图像的平均灰度 T_0 , 用 T_0 将图像的像素点分作两部分, 计算各自平均灰度, 小于 T_0 的部分为 T_A 大于 T_0 的部分为 T_B 。计算 $T_1 = \frac{T_A + T_B}{2}$ 将 T_1 作为新的全局阈值代替 T_0 重复以上过程, 如此迭代, 直至 T_k 收敛。即 $T_{k+1} = T_k$ 也就是 T_A T_B 的均值不再变化。

(3) 最小误差法

最小误差法也叫最优阈值法。图像的直方图可看成像素灰度值的概率分布密度函数的一个近似。含有目标的图像中, 直方图所代表的像素灰度值概率分布密度实际上是对应目标和背景的两个单峰分布密度之和。若已知密度函数的形式, 就有可以计算出一个最优阈值, 把图像分成两类区域而使误分割率最小。

总之, 基于灰度直方图的分割方法, 适用于目标与背景的灰度级有明显差别的图像, 灰度图两波峰分别与图像中目标和背景相对应, 波谷与图像边缘相对应。当分割阈值位于谷底时, 图像分割可取得最好的效果。该方法简单易行, 但是对于灰度直方图中波峰不明显或波谷宽阔平坦的图像, 使用该方法效果较差。

2.2 自适应阈值法

自适应阈值方法也叫动态阈值方法, 针对图像中有阴影、光照不均匀、各处的对比度不同、突发噪声等情况, 整幅图像分割将没有合适的单一门限, 因为单一的阈值不能兼顾图像各个像素的实际情况。这时, 可以对图像按照坐标分块, 对每一块分别选一阈值进行分割。

自适应阈值的常用方法是对每个像素确定以它为中心的邻域窗口, 计算窗口内像素的最大值和最小值, 然后取它们的均值作为阈值。如图所示, 选取的窗口为当前像素的 8 邻域窗口, 一般来说, 同一种运算窗口越大, 需要处理的数据越多, 时间复杂度越大。

令 C 表示当前像素, P 为 C 的 8 邻域像素, 令 Max 表示 8 邻域像素的最大灰度值, Min 表示邻域像素的最小灰度值, 则阈值可以设定为: $T =$

$\frac{Max+Min}{2}$ 也可以设定均值为阈值: $T = \frac{\sum_{i=1}^8 P_i}{8}$ 其中 P_i 是 C 的 8 邻域像素。

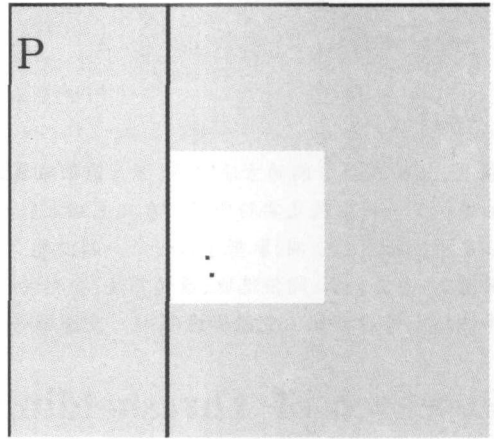


图 1 自适应阈值确定方法

2.3 最大熵阈值分割法

熵是平均信息量的表征, 通常利用图像的灰度分布密度函数定义图像的信息熵。图像中目标与背景可分割的交界处信息量 (即熵) 最大。最大熵法利用使图像取得最大熵的灰度值作为阈值可以对图像进行分割。

图像灰度值为 $M \times N$ 表示图像中任一像素的灰度 i_1, i_2, \dots, i_N 表示图像中任一像素 $\mu_{xy}, x=1, 2, \dots, M, y=1, 2, \dots, N$ 的灰度。 i_1, i_2, \dots, i_N 为 $X(n)$ 的 L 个可能取值。离散随机变量 $\{X(n), n \in \{i_1, i_2, \dots, i_N\}\}$ 的熵为: $H = -\sum_{i=1}^L P(n) \lg(P(n))$

(1) 图像归一化直方图, 用 $P_i = n_i/N$ 表示, $\sum_{i=1}^L P_i = 1, P_i > 0$

(2) 用阈值 将灰度级划分为两类 (C_0, C_1), C_0 包含灰度级 $[0, t]$ 的像素, C_1 包含灰度级 $[t+1, L-1]$ 的像素, C_0 类概率分布为 $\omega_0(t) = \sum_{i=0}^t P_i$ 区域熵为: $H(C_0) = -\omega_0(t) \lg(\omega_0(t))$ C_1 类概率分布为: $\omega_1(t) = 1 - \omega_0(t)$ 区域熵为: $H(C_1) = -(1 - \omega_0(t)) \lg(1 - \omega_0(t))$

(3) 计算出图像总信息熵:

$H(t) = H(C_0) + H(C_1) = -\omega_0(t) \lg(\omega_0(t)) - (1 - \omega_0(t)) \lg(1 - \omega_0(t))$

根据目标从背景中最佳分割时熵最大来确定最佳阈

值: $\hat{t} = \arg \max \{ H(t) \}$ 。

2.4 最大类间方差阈值分割法

(Ostu法)最大类间方差方法的思路是选取的最佳阈值 应当使得不同类间的分离性最好。首先基于直方图计算各灰度级的发生概率,并以阈值变量 将灰度级分为两类,然后求出每一类的类内方差及类间方差,选取使得类间方差最大,类内方差最小的 作为最佳阈值。

原始灰度图像的灰度级为 L 灰度级为 t 的像素点数为 n_t 全部像素为 N 归一化直方图: $P_i = \frac{n_i}{N} \sum_{i=0}^{L-1} P_i = 1$

阈值 将灰度级划分为两类: $C_0 = (0, 1, \dots, t-1)$ 和 $C_1 = (t, 1, t+2, \dots, L-1)$

$$\omega_0 = \sum_{i=0}^t P_i = \omega(t) \quad \omega_1 = \sum_{i=t+1}^{L-1} P_i = 1 - \omega(t)$$

$$\mu_0 = \sum_{i=0}^t P_i / \omega_0 = \mu(t) / \omega(t) \quad \mu_1 = \sum_{i=t+1}^{L-1} P_i / \omega_1 = \mu_T(t) - \mu(t) / (1 - \omega(t))$$

$$\mu(t) = \sum_{i=0}^t i P_i \quad \mu_T(t) = \sum_{i=0}^{L-1} i P_i$$

$$C_0 \text{ 和 } C_1 \text{ 类的方差: } \sigma_0^2 = \sum_{i=0}^t (i - \mu_0)^2 P_i / \omega_0 \quad \sigma_1^2 = \sum_{i=t+1}^{L-1} (i - \mu_1)^2 P_i / \omega_1$$

$$\text{类间方差为: } \sigma_w^2 = \omega_0 \sigma_0^2 + \omega_1 \sigma_1^2$$

$$\text{类内方差为: } \sigma_B^2 = \omega_0 (\mu_0 - \mu_T)^2 + \omega_1 (\mu_1 - \mu_T)^2 = \omega_0 \omega_1 (\mu_1 - \mu_0)^2$$

$$\text{总体方差为: } \sigma_T^2 = \sigma_B^2 + \sigma_w^2 \quad \text{的等价的判断准则: } \eta(t) = \sigma_B^2 / \sigma_w^2$$

$$\text{可选最佳阈值: } \hat{t} = \arg \max_{0 \leq t \leq L-1} \eta(t)$$

2.5 实验结果与分析

针对上述部分阈值分割方法,对图像大小为 640×480 的灰度图像进行实验,结果如图 2 及下表所示。在考察分割方法的效能时,有时单从视觉角度分不出效果的优劣,需要借助一些分割评价准则来判断,分割评价是改进和提高现有算法性能、改善分割质量和指导新算法研究的重要手段。本文对不同算法用了两种评价方法:区域间对比度 (Contrast across region) 和区域内部均匀性 (Uniformity within region)。区域间对比度和区域内部均匀性如果值越

大,则分割效果越好。

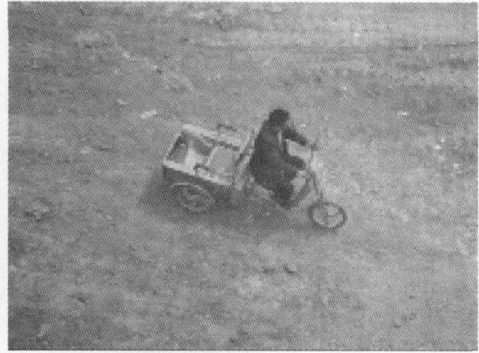


图 2 (a) 原图

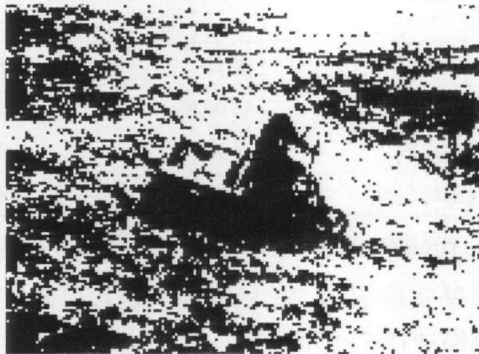


图 2(b) 迭代法结果

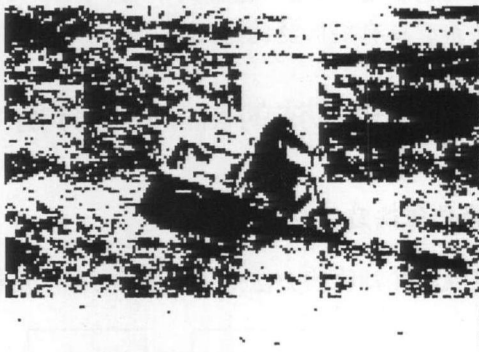


图 2(c) 自适应阈值结果



图 2 (d) Ostu 法结果

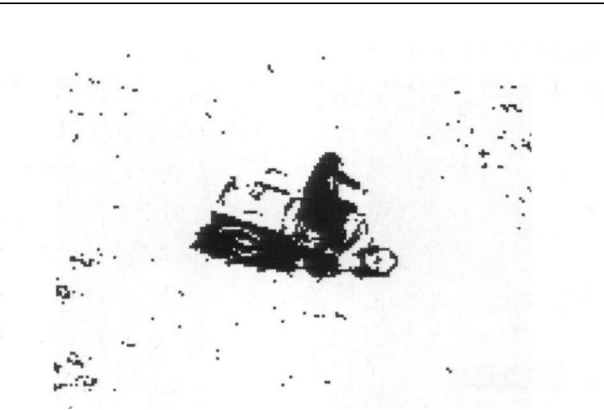


图 2(c) 最大熵法结果

分析：(1)从分割阈值及效果看，迭代法的阈值较大，目标轮廓不很清晰，难以辨认出目标的形状；而最大熵法与 Ostu法阈值更合理，较好的保留目标形状，目标轮廓清晰，容易辨认，减少了背景的影响；自适应阈值法分割后目标有些特征不易辨认。(2)从分割处理速度来比较，Ostu法处理时间最短，最大熵法速度较慢，自适应阈值速度也偏慢。(3)用两个分割评价方法来看，区域间对比度最大熵法值最大，Ostu法次之，

表 1

	迭代法	Ostu法	最大熵法	自适应阈值
阈值	131	113	94	
时间	0.0630 s	0.0630 s	2.0780 s	0.1250 s
区域间对比度	0.1410	0.1410	0.2268	
区域内部均匀性	0.9334	0.9361	0.9398	

(注：自适应阈值法采用分块，有多个区域和阈值，故只考察其运算速度)

大量实验表明，最大熵法和最大类间方差法(Ostu)都具有较好分割效果，虽然最大熵法效果略好于 Ostu法，但是运算量大，运算速度比较慢，Ostu法的处理速度要快，而且通过大量的实践证明，最大类间方差法具有更广泛的适用范围。

类间方差法和最大熵法都是通过计算图像的某个统计特征量来确定最佳阈值。由于这些特征量的计算较为复杂，采用上述法则需要计算很多的次数，对于 256 级灰度图像，需要 256 次这样的计算。为解决以上问题，引入了遗传算法。

3 基于遗传算法的图像阈值分割

遗传算法是一类借鉴生物界的进化规律演化而来的随机化搜索算法，是一种具有鲁棒性、并行性和自适应性的优化算法。遗传算法是从代表问题的潜在解集的一个种群开始的。初始种群产生之后按照适者生存的原理，逐代演化产生出越来越好的近似解。应用遗传算法求解问题的过程如图所示：

3.1 遗传算法及其改进

对以上几种阈值方法的讨论发现，无论是最大

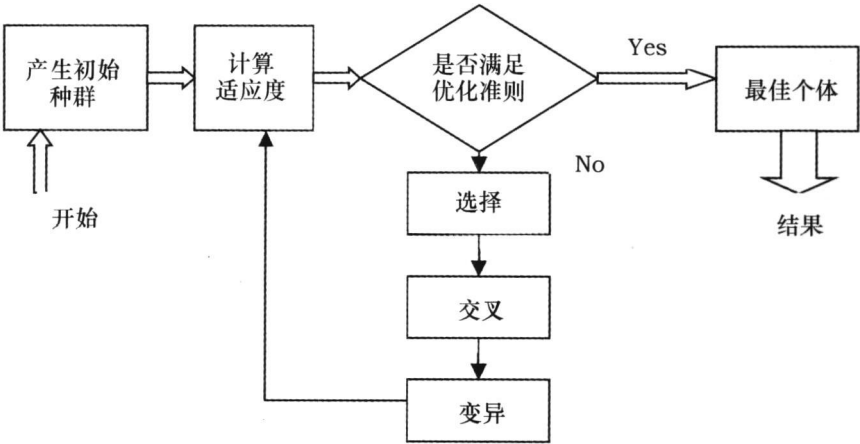


图 3 遗传算法求解过程流程图

遗传算法在实际中取得了很好的效果,但存在一些问题。比如收敛速度较慢,对于多峰复杂函数的优化问题,搜索容易停止在未成熟阶段,即通常所说的“早熟”,容易收敛到局部的最优解。对于遗传算法的缺陷,可不同角度入手对其做出改进。可以对编码方式的改进,也可以对遗传进化过程中的选择操作、交叉操作和变异操作做出改进等。本文对遗传算法要素进行改进,应用较广的是自适应遗传算法 (Adaptive Genetic Algorithm AGA) AGA算法。

采用如下方式定义交叉率 P_c 和变异率 P_m 的值:

$$P_c = \begin{cases} \frac{k_1 (f_{\max} - f)}{f_{\max} - f_{\text{avg}}} & \geq f_{\text{avg}} \\ k_2 & < f_{\text{avg}} \end{cases}$$

$$P_m = \begin{cases} \frac{k_3 (f_{\max} - f)}{f_{\max} - f_{\text{avg}}} & \geq f_{\text{avg}} \\ k_4 & < f_{\text{avg}} \end{cases}$$

其中 f_{\max} 是群体中最大的适应度值; f_{avg} 是每代群体的平均适应度值; f 是要交叉的两个个体中较大的适应度值; f 是要变异的个体的适应度值。通过设定 k_1, k_2, k_3, k_4 的值为 $[0, 1]$ 内的数就可以自适应调整交叉率 P_c 和变异率 P_m 的值。

可以看到,如果个体较优良(其适应度值大于平均适应度值),则依据其优良程度线性地赋予此个体相应的交叉率和变异率。适应度值越接近最大适应度,个体交叉率和变异率就越小,当等于最大适应度时,交叉率和变异率为零。

AGA方法仍然会出现“早熟”现象,进一步进行改进,使得种群中最大适应度的个体的交叉率和变异率不为零,这样避免了这些高适应度个体处于近似停滞不前的状态。

$$P_c = \begin{cases} P_q \frac{(P_q - P_2)(f - f_{\text{avg}})}{f_{\max} - f_{\text{avg}}} & \geq f_{\text{avg}} \\ P_c & < f_{\text{avg}} \end{cases}$$

$$P_m = \begin{cases} P_{m1} \frac{(P_{m1} - P_{m2})(f_{\max} - f)}{f_{\max} - f_{\text{avg}}} & \geq f_{\text{avg}} \\ P_{m1} & < f_{\text{avg}} \end{cases}$$

此式中 P_q, P_2, P_{m1}, P_{m2} 是预先设定好的交叉率和变异率。

3.2 改进遗传算法对 Ostu 分割算法的优化

实验表明,最大类间方差法在分割效果和分割时间上较其它几种方法具有比较明显的优势,为了

增强该算法的实时处理能力,选用改进遗传算法加速其寻优过程,具体实现过程如下:(1)编码规则。采用 8 位二进制编码方式,每 8 位对应一个灰度值。

(2)个体适应度计算。适应度函数选为图像的类内方差,即随机产生初始种群(数目为 N)后,计算每个个体的适应度值。(3)遗传算法参数的确定。采用双点交叉,两个交叉点分别位于染色体的前 4 位和后 4 位。利用种群中个体适应度大小自适应调整交叉概率 P_c 和变异概率 P_m [7]

$$P_c = \begin{cases} P_q \frac{(P_q - P_2)(f - f_{\text{avg}})}{f_{\max} - f_{\text{avg}}} & \geq f_{\text{avg}} \\ P_q & < f_{\text{avg}} \end{cases}$$

$$P_m = \begin{cases} P_{m1} \frac{(P_{m1} - P_{m2})(f_{\max} - f)}{f_{\max} - f_{\text{avg}}} & \geq f_{\text{avg}} \\ P_{m1} & < f_{\text{avg}} \end{cases}$$

式中 f_{\max} —群体最大适应度; f_{avg} —每代群体平均适应度; f —要交叉的两个个体中较大的适应度; f —要变异个体的适应度; P_q, P_2, P_{m1}, P_{m2} ——预先设定好的交叉率和变异率。

在种群个体进行交叉和变异操作时引入父子竞争机制,即经过交叉和变异后产生子代个体,比较子代和其父代的个体适应度值,若前者大于后者,则子代优于父代,用子代替换父代,否则,保留父代,让其进入下轮的进化,以保证进化总是朝着最优的方面前进。

(4)选择方法的确定。为了保证每一代的优良个体不被破坏,采用精英选择策略,将适应度最大的个体,即种群中最好的个体无条件地复制到下一代种群中,然后对父代种群进行选择、交叉和变异等遗传算子运算,从而繁殖出子代的其它 $N-1$ 个染色体。选择方法选用比较常用的轮盘赌选择法,适应度大的染色体被选择的几率大,从而很容易被遗传到下一代;相反,适应度小的染色体被选择的几率小,很容易被淘汰。(5)算法终止条件。迭代次数大于一定值或当前相邻两代种群平均适应度比值在一定范围内,算法终止。

以上是用改进的遗传算法对最大类间方差法进行优化的方法。同理,还可以对最大熵阈值分割法进行优化,原理是一样的,不再赘述。本文也对此进行了实验。

3.3 实验结果与分析

为便于比较,仍对图 2(a)进行分割实验,结果

如图 4 及下表所示。

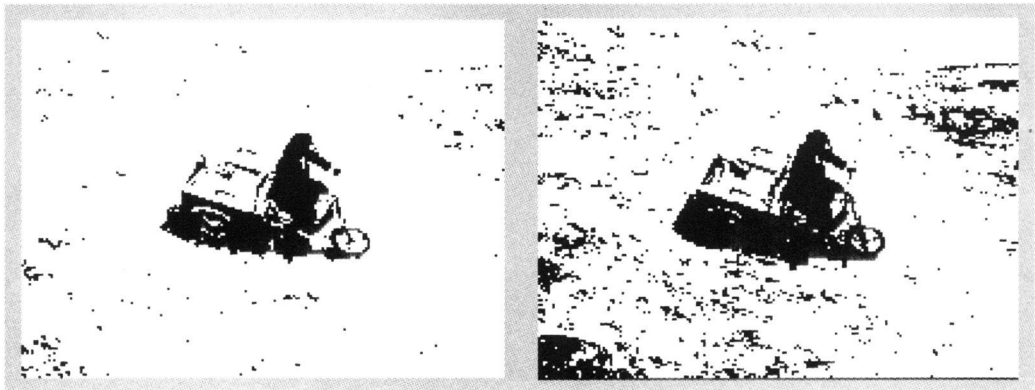


图 4(a) 基于改进遗传算法的最大熵分割 图 4(b) 基于改进遗传算法的 OSTU 分割

表 2

	最大熵法	基于改进遗传算法 的最大熵法	OSTU 法	基于改进遗传算法的 OSTU 法
阈值	94	94	113	113
时间	2.0780 s	1.1810 s	0.0630 s	0.0210 s
区域间对比度	0.2268	0.3533	0.1410	0.2268
区域内部均匀性	0.9398	0.9361	0.9361	0.9398

实验表明：(1) 基于改进遗传算法的最大熵法和最大类间方差 (OSTU) 法将分割效果及处理速度进行了优化, 得到了更好的分割效率。(2) 用两个分割评价方法分析, 经遗传算法改进后, 区域间对比度值有明显提高, 证明分割质量增强。而对于区域内部均匀性, 稍有增加。

4 结论

本文对多种图像阈值分割方法进行了实验研究与比较, 并引入了图像分割评价准则对分割效能进行评价, 综合分析后, 得出最大类间方差法分割质量好、处理速度快、适用范围广的优点。为进一步提高处理速度, 用遗传算法对图像分割进行优化, 大大缩短寻找阈值的时间。本文中应用基于改进遗传算法的 OSTU 法对灰度图像分割, 证明了其具有很好的分割效能, 能快速高效地完成背景下对目标的分割。

参考文献

选取方法的比较与研究 [J]. 机械制造与自动化, 2003 (1): 77—80

[2] 韩思齐, 王蕾. 图像分割的阈值法综述 [J]. 系统工程与电子技术, 2002, 6: 91—94

[3] 罗文村, 郭伟斌. 图像阈值分割方法的比较与分析 [J]. 现代计算机. 总 103 期: 21—24

[4] 金聪. 利用遗传算法实现数字图像分割 [J]. 小型微型计算机系统, 2002, 23 (7): 876—878

[5] 周德龙, 潘泉, 张鸿才. 最大熵阈值处理算法 [J]. 软件学报, 2001, 12 (9).

[6] Nkhil R Pal Sankar. A review on image segmentation techniques. Pattern Recognition 1993, 26 (9): 1277—1294.

[7] Kittler J, Illingworth J. On threshold selection using clustering criteria. IEEE Trans. 1985, SMC—15, 652—655.

[8] 章毓晋. 图象分割评价技术分类和比较 [J]. 中国图象图形学报, 1996, 1 (2): 151—158.

[9] 王小平, 曹立明. 遗传算法—理论、应用与软件实现 [M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2002, 1.

(责任编辑: 宋金宝)