

基于 IGA 与 GMM 的图像多阈值分割方法 *

高业文¹, 熊 鹰¹, 潘晶晶², 李柏林¹

(1. 西南交通大学 机械工程学院, 成都 610031; 2. 长江师范学院 数学与计算机学院, 重庆 涪陵 408100)

摘 要: 为了实现图像的有效分割,提出了一种自适应多阈值图像分割方法,能够自动获得最佳分割阈值数目和阈值。该方法对灰度直方图进行合适尺度的连续小波变换,将小波变换曲线中幅值为负的波谷点构成阈值候选集;再应用免疫遗传算法从阈值候选集中选取准阈值,准阈值的个数对应为最佳分割类数;根据准阈值构建灰度直方图的高斯混合模型,由最小误差准则求得分割阈值。仿真实验表明,该方法能够实现图像的自动多阈值分割,能够得到很好的分割结果且分割效率高,在多目标图像分割中能够得到很好的应用。

关键词: 图像分割;连续小波变换;免疫遗传算法;高斯混合模型

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1001-3695(2012)03-1130-05

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.03.090

Multilevel thresholding method based on immune genetic algorithm and Gaussian mixture model for image segmentation

GAO Ye-wen¹, XIONG Ying¹, PAN Jing-jing², LI Bo-lin¹

(1. School of Mechanical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China; 2. School of Mathematics & Computer Science, Yangtze Normal University, Fuling Chongqing 408100, China)

Abstract: This paper proposed an adaptive multilevel thresholding algorithm based on immune genetic algorithm and Gaussian mixture model for image segmentation. The method allowed the determination of the appropriate number of thresholds as well as the adequate threshold values. The threshold candidate set with limited valley points could be attained by means of transforming the histogram with the right scale continuous wavelet. Then, determined the number of thresholds and the quasi-threshold values by using the immune genetic algorithm. The parameters of Gaussian mixture model could be received by the way of fitting the histogram with the quasi-threshold values. Last, the segmentation thresholds could be attained by using of the minimum error criterion. Simulation results show that this algorithm is very well in improving the speed, and good segmentation results can be received.

Key words: image segmentation; continuous wavelet transform; immune genetic algorithm; Gaussian mixture model(GMM)

0 引言

阈值分割在图像处理与分析中有着广泛的应用^[1],常用于从背景中提取目标,或区分不同的目标对象。阈值分割方法分为单阈值分割和多阈值分割。单阈值分割将图像分为两类,多阈值分割将图像分成多个类,每一个类中像素点的灰度值在相邻大小的两个阈值确定的灰度范围内。一般地,阈值分割方法可以分成参数和非参数方法。对于参数方法,每一个类的灰度分布概率密度函数被假设为服从高斯分布,应用最小二乘法(least-squares method, LSM)拟合直方图数据从而估计出分布参数,它是一个非线性优化问题,因而处理过程耗时较多。非参数方法是对准则函数进行优化求解(最大值或最小值),从而得到分割阈值,这样的准则有类间方差(between-class variance, BCV)^[2]、熵(entropy)^[3]、交叉熵(cross entropy, CE)^[4]等,该方法计算效率高、更容易实现。有很多的单阈值分割方法被提出,它们中有大部分可以扩展到多阈值分割,将单阈值

分割扩展到多阈值分割的时候,参数方法和非参数方法的计算复杂度呈指数级增加。为了提高分割算法的效率,有很多方法被提出。文献[58]为非参数方法。其中文献[5]提出了应用Laplacian变换选择采样的高斯混合模型(GMM)参数估计方法,基于Laplacian变换的选择采样方法将图像的灰度直方图转换成近似高斯混合模型,利用混合概率曲线尾部信息得到高斯混合模型参数;文献[6]提出了一种GMM的快速全局阈值方法,采用EM算法估计GMM的个数和相关参数;文献[7]提出了一种应用遗传算法(genetic algorithm, GA)的多阈值优化算法,假设图像的目标和背景的概率密度分布服从高斯分布,用GMM拟合绘制直方图,应用GA得到使得均方差误差最小时的GMM参数;文献[8]应用GA得到估计通用高斯(generalized Gaussian, GG)分布的初始化参数,然后用期望最大(expectation-maximization, EM)算法估计GG分布参数。文献[1, 913]为参数化方法。文献[9]将Otsu法的准则函数进行修改,提出了一种基于递归与查找表技术的快速算法,通过访问查找表中的预先计算的类间方差获得最佳阈值;文献[10]对灰度

收稿日期: 2011-08-15; **修回日期:** 2011-09-28 **基金项目:** 中央高校基本科研业务费专项资金资助—优秀学生资助项目(2010XS16);四川省科技支撑科研项目(2010GZ0187)

作者简介: 高业文(1986-),男,硕士研究生,主要研究方向为计算机辅助设计与图形图像(gaoyewenhunan@163.com);熊鹰(1974-),男,讲师,博士研究生,主要研究方向为计算机辅助设计、图形图像处理;潘晶晶(1987-),女,主要研究方向为运筹学、智能计算;李柏林(1962-),男,教授,博导,主要研究方向为计算机图形图像处理、优化设计。

直方图进行小波变换,从而降低其分辨率,通过穷举法搜索得到阈值后再将阈值扩展到原始尺度;文献[1]提出了两阶段多阈值 Otsu 法(two-stage multithreshold Otsu method ,TSMOM),大大减少计算类的零阶矩和一阶矩时存在的重复计算;文献[1113]提出了智能算法优化 Otsu's 函数的参数化方法,其中文献[11]采用 PSO 优化 Otsu's 函数,文献[12]提出了优化改进的 Otsu's 函数的模拟退火算法(simulated annealing algorithm, SAA),文献[13]提出了应用 GA 解决 Otsu's 函数多阈值优化问题的方法。为了自适应地获得分割类数,实现自动多阈值分割,文献[14]提出了自动阈值准则(automatic thresholding criterion, ATC)。文献[15]提出了一种基于 GA 与小波变换的快速多阈值分割方法,不同尺度的小波变换得到不同分辨率的灰度直方图曲线,应用 GA 优化 ATC 得到最佳分割阈值数目,再迭代得到最佳分割阈值。

为了满足自动化、高速化的实时处理要求,本文提出了一种结合参数和非参数方法的混合算法,如算法 1。该算法在文献[14]自适应多阈值分割准则的基础上,采用连续小波分析和免疫遗传算法快速得到最佳分割类数和准阈值;根据 GMM 模型重构灰度直方图,从而得到最佳分割阈值。小波分析是一种理想的多尺度分析工具,大尺度粗分辨率细节对应较大的结构,小尺度高分辨率细节含有细微特征,应用小波多尺度分析方法,对灰度直方图进行合适尺度连续小波变换,能够得到合适的阈值候选集。免疫遗传算法既具有遗传算法的强全局搜索能力,又能解决遗传算法易于早熟的问题,应用免疫遗传算法优化搜索 ATC 的最小值,能够自适应地得到分割阈值数目和准阈值。采用高斯混合模型近似估计图像的灰度概率密度函数,应用最小误差准则得到图像的最佳分割阈值。

算法 1 本文算法流程

输入:图像数据。

输出:分割类数与分割阈值。

- a) 根据图像数据得到灰度直方图;
- b) 对灰度直方图进行连续小波变换得到阈值候选集;
- c) 应用免疫遗传算法优化 ATC 得到阈值候选集对应的分割类数和准阈值;
- d) 将准阈值进行图像分割,得到各类参数 $\omega_i, \mu_i, \sigma_i^2$, 将这些参数进行灰度直方图曲线的高斯混合模型估计,应用最小误差准则方法得到最佳阈值。

1 基于 CWT 的阈值候选集获取方法

小波分析(wavelet transform, WT)是一种自适应的时频分析方法,具有很强的表征信号局部特征的能力^[16]。

函数 $f(t) \in L^2(R)$ 的连续小波变换(continuous wavelet transform, CWT)为

$$(W_\psi f)(a,b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \tag{1}$$

其中: a 为伸缩因子; b 为平移因子; t, b 为连续变量; ψ 称为母小波; $(\cdot)^\wedge$ 表示傅里叶变换; $*$ 表示共轭运算。

利用小波函数的特性,可以将小波变换作为数学显微镜进行信号的多分辨率分析^[16],尺度参数 a 控制信号的分析特性,大尺度分析大的变化,小尺度分析小的变化^[17]。

选取 Daubechies (dbN) 小波系中具有对称性的 db1 ($N=1$) 小波(等同于 Haar 小波)为小波变换函数,对灰度直方图进行小波变换。选取不同的尺度数对灰度直方图进行小波变换

的结果如图 1 所示。从图中的曲线可以看出小尺度曲线波动剧烈,能够反映很多细节;大尺度曲线波动缓慢,能够观察大的变化。小波系数中负的极值点代表波谷的位置;正的极值点代表波峰的位置^[17]。将波谷点作为候选阈值点构成阈值候选集,小尺度变换对应的波谷点多,那么构成的阈值候选集元素较多,对应的伪阈值也多;大尺度变换对应的波谷点少,那么构成的阈值候选集元素较少,对应的伪阈值也少。在保证分割阈值包含在阈值候选集中的前提下,需要采用较大的尺度变换,以减少计算量。图 2 为不同尺度对应的候选集元素个数曲线。从图 2 中可以看出,随着尺度数的增加,阈值候选集中元素个数减少,当尺度数增加到一定的时候,候选集中元素个数几乎不再变化。通过仿真实验,尺度数为 2^4 时不仅能够得到较少的元素个数,而且能够将分割阈值包含在阈值候选集中,所以选择 2^4 为最佳尺度数,此时阈值候选集元素个数为 15 左右。对灰度直方图进行连续小波变换后,将小波系数为负的极值点(波谷点)升序排列构成阈值候选集 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_m\}, v \in [0, L-1]$, 阈值候选集中元素的个数为 m 。

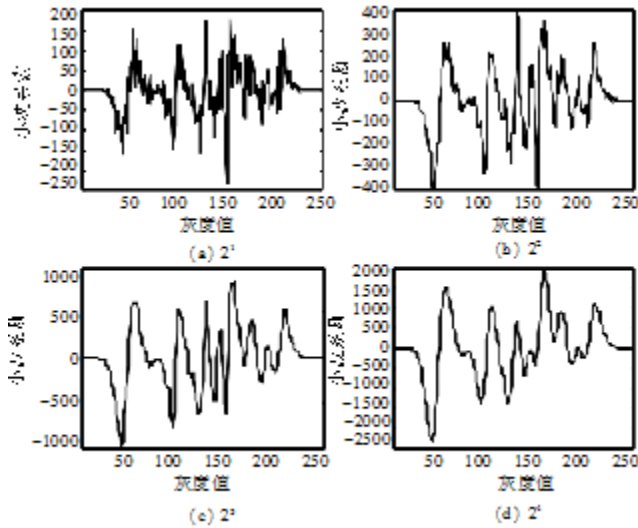


图 1 Lena 对应不同尺度的灰度直方图 CWT 曲线

2 基于 IGA 的最佳分割类数与准阈值获取方法

对灰度直方图进行连续小波变换得到阈值候选集,候选集元素个数为 m (m 为 15 左右),且 m 大于最佳分割类数。为了进一步减少候选集元素个数从而得到最佳分割类数,采用免疫遗传算法优化 ATC 是一种快速、自适应的处理方法。

免疫遗传算法 (immune genetic algorithm, IGA)^[18,19] 能够有目的地根据待解决问题的特征或知识抑制 GA 进化后代的退化现象。它将待求解的问题对应为抗原,解对应为抗体。利用抗体之间的相互促进和抑制作用,基于浓度概率策略,既能够很好地保留 GA 算法的强全局搜索能力,又能够克服收敛速度慢的不足^[18]。假设种群中包含 N 个抗体,而每个抗体具有 L 个基因位,每个抗体的等位基因位有 k 个。对于本问题,维数 L 为 m, k 为 $\#(\{0,1\})=2$ 。

1) 抗体编码 定义二进制编码 S 长度为 m, S 中 0 代表此位置的候选阈值不被选择,1 代表此位置的候选阈值被选择。二进制编码范围为:000...001111...111。

2) 种群初始化 设置初始化参数为种群大小 popsize = 40,种群更新大小 updatasize = 20,最大进化代数 maxgen = 50,交叉概率为 0.6,变异概率为 0.01,随机产生长度为 m 的二进

制编码 S 作为种群的初始个体。

3) 抗体适应度 它为该抗体所对应的适应度函数的函数值大小。设大小为 $N \times M$ 的图像 I 中灰度级为 j ($j \in [0, G - 1]$), 图像对应的灰度直方图为 Hist , 灰度值为 j 的像素个数为 Hist_j 。那么 Hist_j 归一化处理就可以得到灰度值为 j 的像素所占的比例 P_j 为

$$P_j = \text{norm}(\text{Hist}_j) = \frac{\text{Hist}_j}{N \times M} \tag{2}$$

假设阈值 $t_1, \dots, t_k$ 将图像划分成 $k + 1$ 类 ($C_0, \dots, C_k$), 其中 $C_0 = \{0, \dots, t_1\}$ 、 $C_i = \{t_i + 1, \dots, t_{i+1}\}$ 、 $C_k = \{t_k + 1, \dots, G - 1\}$ 。图像的灰度均值为 $\mu_r = \sum_{j=0}^{G-1} jP_j$; 各类出现的概率 ω_i 、灰度均值 μ_i 和方差 σ_i^2 为 $\omega_i = \sum_{j=t_i+1}^{t_{i+1}} P_j$ 、 $\mu_i = \sum_{j=t_i+1}^{t_{i+1}} jP_j / \omega_i$ 、 $\sigma_i^2 = \sum_{j=t_i+1}^{t_{i+1}} P_j (j - \mu_i)^2$ 。那么, 内类方差 σ_w^2 为

$$\sigma_w^2 = \sum_{i=0}^k \omega_i \sigma_i^2 \tag{3}$$

评价函数为

$$F(k + 1) = \rho \times (\text{Disk}(k + 1))^{\frac{1}{2}} + (\log_2(k + 1))^2 \tag{4}$$

其中: $\text{Disk}(k + 1)$ 表示类内方差 $\text{Disk}(k + 1) = \sigma_w^2$; ρ 为正的权重系数, 一般 ρ 取为 0.8。

使得 $F(k + 1)$ 最小的 k 就是最优分割阈值个数

$$k^* = \arg \min_{1 \leq k \leq m} F(k + 1) \tag{5}$$

函数 F 的值与抗体的适应度相对应, F 值越大, 适应度越小; 反之, 值越小, 适应度越大。适应度 fitness 定义为

$$\text{fitness} = \alpha \bar{F} - F \tag{6}$$

其中: α 为常数, 本文取 $\alpha = 2$; $\bar{F}$ 为种群所有抗体的评价函数值的平均值。

4) 基于浓度的种群更新 定义亲和力和阈值

$$a(t) = \alpha \log(k) e^{\frac{at}{G}} \tag{7}$$

其中: α 为调整因子, $0 < \alpha < 1$, 文中取 $\alpha = 0.4$; ε 为加速因子, $\varepsilon > 0$, 文中取 $\varepsilon = 0.6$; k 为抗体等位基因位个数, $k = 2$; t 为当前进化代数; G 为总的进化代数。在进化过程中, 若种群亲和力 A 大于阈值 $a(t)$, 则模仿免疫系统的新陈代谢功能, 产生 updatesize 个新抗体, 其中根据记忆单元产生 $\lceil \text{updatesize}/2 \rceil$ 个, 随机产生 $\lceil \text{updatesize}/2 \rceil$ 个, 此时抗体总数为 $\text{popsize} + \text{updatesize}$, 选取聚合适应度较大的 popsize 个抗体组成新的种群, 从而实现了基于抗体浓度的种群更新。

算法 2 为免疫遗传算法的具体流程。图 3 为 Lena 图像连续小波变换得到的准阈值进行免疫遗传算法优化搜索的子代评价函数平均值、最优值与进化代数关系曲线。从图中可以看出, 进化代数为 10 代左右种群已达到最优值。

算法 2 IGA 算法流程

输入: 阈值候选集 V 。

输出: 分割类数与准阈值。

a) 种群初始化, 随机产生 popsize 个抗体。

b) 判断是否达到最大进化代数 maxgen 或者最佳抗体适应度是否达到稳定。如果是, 则结束, 输出结果; 否则转 c)。

c) 计算抗体适应度 fitness。

d) 计算抗体信息熵 H_N 、抗体亲和力 ay_{vw} 、抗体浓度 C_e (阈值 $\lambda = 0.9$)、聚合适应度 f (调节因子 $k = -0.8$)。

e) 产生新抗体 (选择、交叉、变异)。

f) 计算平均信息熵 (H_N)、种群亲和力 (A)、当前代的亲和力阈值 $a(t)$ 。如果 $a(t) > A$ 转 g); 否则转 b)。

g) 基于浓度的种群更新、记忆单元的更新, 转 b)。

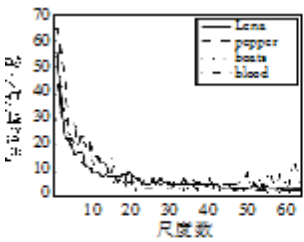


图 2 尺度数与阈值候选集元素个数的关系曲线

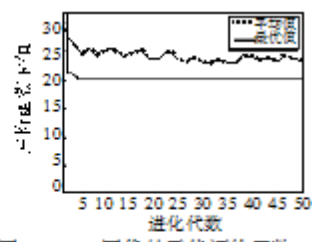


图 3 Lena 图像的子代评价函数平均值、最优值与进化代数关系曲线

3 基于 GMM 的分割阈值求解方法

3.1 高斯混合模型

采用 GMM 对图像的灰度概率分布进行建模, GMM 概率密度函数 (probability density function, PDF) 是采用 $k + 1$ 个高斯密度函数的加权平均来表达:

$$p(j) = \sum_{i=0}^k p_i(j) = \sum_{i=0}^k \frac{\omega_i}{\sqrt{2\pi\sigma_i^2}} e^{-\frac{(j-\mu_i)^2}{2\sigma_i^2}} \tag{8}$$

其中: $p_i(j)$ 为第 i 类的概率密度函数; ω_i 、 μ_i 、 σ_i^2 分别为第 i 类的概率、均值和方差。

根据图像的灰度概率分布构建图像灰度的 GMM 概率密度函数^[7], GMM 的参数可以用 EM 算法进行估计^[6]。EM 算法对初始值很敏感^[8], 收敛速度慢。初始值的获取可以采用 k-means 算法、层次聚类算法、对数据进行随机的分割等方法^[20]。也可以将 CWT + IGA 得到的准阈值对图像进行分割, 分别计算各类的概率、均值和方差, 将这些参数作为 EM 算法的初始值。因此, 为了得到归一化灰度直方图分布曲线的 GMM, 可以采用以下方法: a) K-means 算法初始化 GMM, EM 算法得到的估计参数 (K-means + EM); b) CWT + IGA 初始化 GMM, EM 算法得到的估计参数 (CWT + IGA + EM); c) CWT + IGA 得到的 GMM 参数 (CWT + IGA)。将这三种方法进行实验和对比, 如表 1 所示。可以看出 K-means + EM 法、CWT + IGA + EM 法速度慢、耗时多, 而 CWT + IGA 与 CWT + IGA + EM 法得到的结果相差不大, 为了提高算法的处理效率, 本文将 CWT + IGA 方法的结果近似为 GMM 参数。

表 1 Lena 对应的灰度直方图 GMM 参数

算法	ω	μ	σ^2	CPU time/s
K-means + EM	0.156 61	49.908	66.262 1	7 195.890 000
	0.270 13	95.802	381.033 3	
	0.207 03	133.55	224.326 9	
	0.269 52	158.11	279.506 9	
	0.096 709	203.03	101.012 4	
CWT + IGA + EM	0.187 08	52.421	102.581 8	641.938 000
	0.274 47	101.44	279.285 8	
	0.251 82	138.9	149.145 1	
	0.188 1	164.59	175.605 8	
	0.098 516	203.07	97.734 6	
CWT + IGA	0.200 54	54.422	110.705 3	-
	0.258 71	102.77	170.567 3	
	0.248 87	139.11	71.454 9	
	0.198 64	167.69	112.420 9	
	0.093 236	205.51	72.003 2	

3.2 最小误差准则方法

对于高斯混合模型, 可以根据最小误差准则 (minimum error criterion, MEC) 方法得到分割阈值^[5]。如果要将图像分割成 $k + 1$ 类, 那么需要 k 个分割阈值 $t = [t_1, t_2, \dots, t_k]$, 对应的错分概率为

$$\text{error}(t) = \sum_{i=1}^k \text{error}(t_i) \tag{9}$$

其中, $\text{error}(t_i) = \omega_i \int_0^{t_i} p_i(g) dg + \omega_{i+1} \int_{t_i}^{G-1} p_{i+1}(g) dg$ 。

将 $\text{error}(t_i)$ 对 t_i 求导并令其为零,有

$$\omega_i p(t_i) = \omega_{i+1} p(t_{i+1}) \tag{10}$$

其中, $p(t_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i^2} e^{-\frac{(t_i - \mu_i)^2}{2\sigma_i^2}}$, $p(t_{i+1}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{i+1}^2} e^{-\frac{(t_i - \mu_{i+1})^2}{2\sigma_{i+1}^2}}$ 。

对式(10)两边取对数并整理有

$$At_i^2 + Bt_i + C = 0 \tag{11}$$

其中, $A = \sigma_i^2 - \sigma_{i+1}^2$, $B = 2(\mu_i \sigma_{i+1}^2 - \mu_{i+1} \sigma_i^2)$, $C = \mu_{i+1}^2 \sigma_i^2 - \mu_i^2 \sigma_{i+1}^2 + 2\sigma_i^2 \sigma_{i+1}^2 \ln(\frac{\sigma_{i+1} \omega_i}{\sigma_i \omega_{i+1}})$ 。

一个一元二次方程有两个解,只有一个解是可行解,另一个解需要舍去。将这些解与候选阈值进行比较,选取离候选阈值最近的解作为最佳阈值,将另外一个解舍去。

4 实验结果与分析

4.1 归一化测度

图像分割的质量可以用归一化测度(uniformity measure, UM)来衡量^[13, 15, 21],测度函数可以表达为

$$U = 1 - \sum_i \frac{\omega_i \sigma_i^2}{\sigma_T^2} \tag{12}$$

其中; ω_i 为每一个类的概率; σ_i^2 为每一个类的方差; σ_T^2 表示图像的总方差。

归一化测度 U 的值范围为:[0, 1]。 U 值越大,图像分割的质量越高;反之越低,分割质量越差。

4.2 峰值信噪比

峰值信噪比^[22](peak signal to noise ratio, PSNR)是最普遍、最广泛使用的评鉴画质的客观量测法。PSNR 越大,分割后的图像与原图像越接近。对于 256 阶灰度图像:

$$\text{PSNR} = 20 \log_{10}(\frac{255}{\text{RMSE}}) \tag{13}$$

RMSE(root mean square error)为原图像与处理后图像之间的均方误差,它可作为衡量测量精度的一种数值指标。

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^k \sum_{j=t_{i-1}+1}^{t_i} (j - \mu_i)^2 P_j}{M \times N}} \tag{14}$$

4.3 结果分析

实验平台:CPU 为 2.93 GHz 的双核 PC 机,内存为 2 GB,运行环境为 MATLAB 7.0.1。实验图像:采用 256 阶灰度图,为标准测试图像中的 Lena、pepper、boats、blood。

图 4 为本文算法(如算法 1)对标准测试图像进行处理的各步骤详细结果,包括连续小波变换得到的阈值候选集、对阈值候选集进行免疫遗传优化得到的准阈值、根据准阈值估计得到的高斯混合模型参数、最后根据最小误差准则得到的分割阈值。图 5 为标准测试图像的原图、本文分割结果、GMM 灰度直方图拟合结果、分割阈值分布图。其中(c)中的虚线为归一化的灰度直方图曲线,细实线为高斯曲线,粗实线为 GMM 曲线。

为了验证本文算法的有效性,将本文方法与 Otsu 穷举搜索法(ES-Otsu)(如算法 3)、ATC 穷举搜索法(ES-ATC)(如算法 4),以及文献[15]中的方法进行对比,用分割准则函数值 F 、归一化测度值 U 、PSNR 评价各种方法的分割结果,用 CPU 处理时间评价各种方法的时间复杂度。表 2 为各种方法的分

割结果的比较。ES-Otsu 和 ES-ATC 法的计算量随着分类数目的增加呈指数级增加,分割类数为 n 时的算法复杂度为 $O(L^n)$;文献[15]的算法复杂度为 $O((N_g \times P \times (G/2^{r-1})))$,其中, $N_g = 100$, $P = 300/2^r$, $G/2^{r-1}$ 为染色体长度, r 可取 3;本文的算法复杂度为 $O((2 \times \text{popsize} + \text{updatesize}) \times (\text{gen}) \times m)$,其中, $\text{popsize} = 40$, $\text{updatesize} = 20$, gen 为 10 左右(最大为 50), m 为 15 左右。建立算法的分割质量指标与处理时间的综合评价准则(comprehensive evaluation criterion, CEC),CEC 值越大表示算法的相对综合性能越好:

$$\begin{aligned} \text{CEC} &= \text{EC}(\text{time}) \cup \text{EC}(\text{quality}) = \\ &\alpha \text{EC}(\text{time}) + \frac{(1-\alpha)}{3} (\text{EC}(F) + \text{EC}(U) + \text{EC}(\text{PSNR})) \end{aligned} \tag{15}$$

其中, $\text{EC}(\cdot)$ 表示某指标的评价准则(evaluation criterion, EC)。 $\text{EC}(\text{time}) = \frac{\text{time}}{\text{time}}$, $\text{EC}(F) = \frac{F}{F}$, $\text{EC}(U) = \frac{U}{U}$, $\text{EC}(\text{PSNR}) = \frac{\text{PSNR}}{\text{PSNR}}$, $\alpha = \frac{(F+U+\text{PSNR})}{(F+U+\text{PSNR}) + \text{time}}$, $(\cdot)$ 表示求平均值。

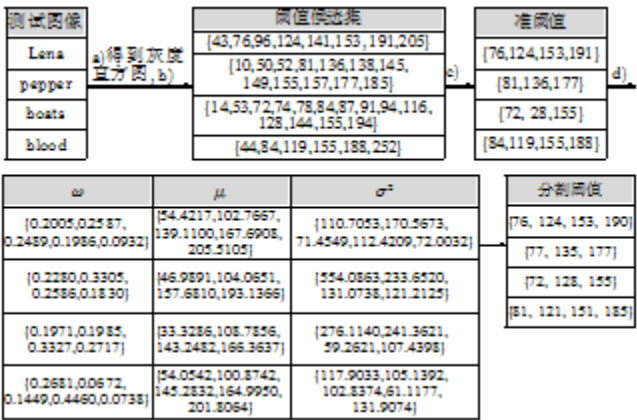


图 4 算法各步骤处理结果

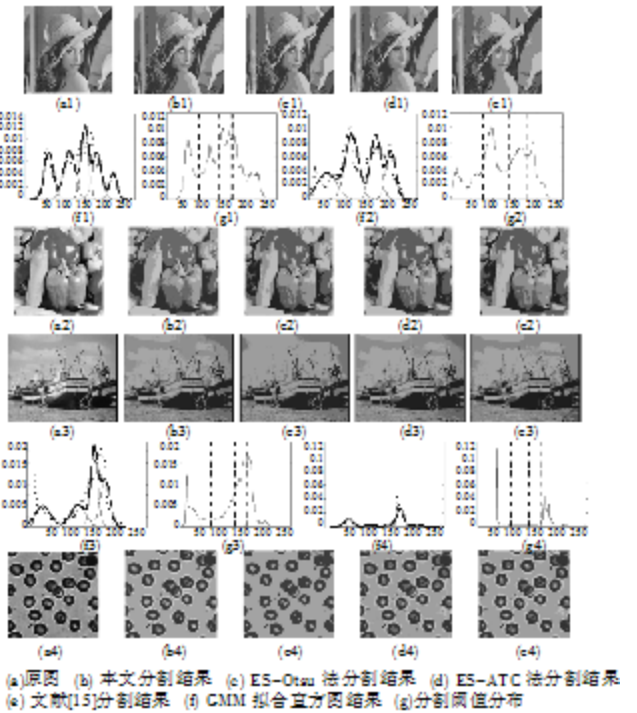


图 5 图像分割结果

各算法的 CEC 如图 6 所示。从图 6 中可以看出,本文方法的处理时间仅为穷举法的几万分之一,相比文献[15]算法

加速比近 100,处理的质量和其他方法差不多,本文方法的相对综合性能很好,为其他算法的几十倍至一百多倍,不仅能够得到很好的分割效果,而且处理速度特别快,能够实现图像的快速自适应多阈值分割。

表 2 各种方法分割结果比较

测试 图像	分割 方法	分割 类数	分割 阈值	<i>F</i>	<i>U</i>	PSNR/ dB	CPU time/s	CEC
Lena	本文方法	5	[76, 124, 153, 190]	9.5521	0.9873	21.9494	0.031000	352.7205
	ES-Otsu	5	[74, 113, 145, 178]	9.1083	0.9900	22.4611	约 1200000	4.0059
	ES-ATC	5	[75, 113, 143, 175]	9.0778	0.9903	22.4097	约 700000	4.0059
pepper	文献[15]	5	[46, 83, 119, 164]	10.7045	0.9801	20.5142	11.9767	4.9084
	本文方法	4	[77, 135, 177]	10.5017	0.9761	18.4027	0.156000	68.0151
	ES-Otsu	4	[63, 119, 167]	9.8994	0.9812	19.3729	5205.984000	3.9833
boats	ES-ATC	4	[69, 118, 166]	9.7805	0.9819	19.2768	2962.266000	3.9848
	文献[15]	4	[62, 116, 160]	10.0097	0.9805	19.2960	11.9767	4.8155
	本文方法	4	[72, 128, 155]	8.8750	0.9837	20.4437	0.313000	35.7732
blood	ES-Otsu	3	[75, 138]	9.6788	0.9630	18.7672	73.875000	4.0844
	ES-ATC	4	[66, 123, 152]	8.7896	0.9846	20.6881	2960.047000	3.9529
	文献[15]	4	[58, 109, 150]	9.1082	0.9824	20.8495	11.9767	4.7812
blood	本文方法	5	[81, 121, 151, 185]	9.2569	0.9880	21.3671	0.031000	337.3413
	ES-Otsu	2	[112]	12.3922	0.9236	17.3504	0.813000	16.6941
	ES-ATC	4	[76, 140, 171]	8.0152	0.9899	22.3566	2949.828000	3.9865
blood	文献[15]	4	[76, 130, 175]	8.3269	0.9856	22.8116	11.9767	4.8458

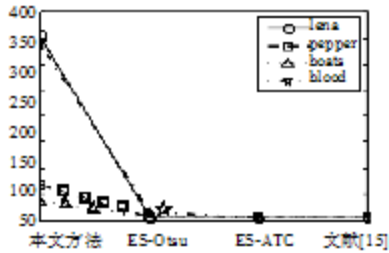


图 6 各算法综合评价准则曲线

算法 3 ES-Otsu 算法流程

输入:图像数据。

输出:分割类数与分割阈值。

- a) 根据图像数据得到灰度直方图;
- b) $k = 2$;
- c) 计算图像分割成 k 类时的 Otsu 法得到的阈值 $t(k)$;
- d) 计算阈值为 $t(k)$, 分割类数为 k 时的准则函数值 $F(k)$;
- e) 如果 $F(k)$ 减少, $k = k + 1$, 转 c); 否则结束, 输出结果。

算法 4 ES-ATC 算法流程

输入:图像数据。

输出:分割类数与分割阈值。

- a) 根据图像数据得到灰度直方图;
- b) $k = 2$;
- c) 计算图像分割成 k 类时的 ATC 法得到的 $F(k)$ 、阈值 $t(k)$;
- d) 如果 $F(k)$ 减少, $k = k + 1$, 转 c); 否则结束, 输出结果。

5 结束语

图像多阈值分割需要解决两个问题,即确定分割类数和获得最佳分割阈值。本文提出了一种基于免疫遗传算法与高斯混合模型的图像多阈值分割方法,能够自适应地获得分割阈值数目,并得到相应的最佳分割阈值。仿真结果表明,本文的方法能够得到很好的分割效果,且处理时间短、自动智能、稳定可靠、算法复杂度低、分割速度快,能够很好地应用于图像处理、图像分析的实际工程中。

参考文献:

[1] HUANG Deng-yuan, WANG C H. Optimal multi-level thresholding using a two-stage Otsu optimization approach[J]. Pattern Recognition Letters, 2009, 30(3): 275-284.

[2] OTSU N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, 1979, 9(1): 62-66.

[3] KAPUR J N, SAHOO P K, WONG A K C. A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram[J]. Graphical Model and Image Processing, 1985, 29(3): 273-285.

[4] LI G H, LEE C K. Minimum cross entropy thresholding[J]. Pattern Recognition, 1993, 26(4): 617-625.

[5] GUPTA L, SORTRAKUL T. A Gaussian-mixture-based image segmentation algorithm[J]. Pattern Recognition, 1998, 31(3): 315-325.

[6] HUANG Zhi-kai, CHAU K W. A new image thresholding method based on Gaussian mixture model[J]. Applied Mathematics and Computation, 2008, 205(2): 899-907.

[7] LAI C C, TSENG D C. A hybrid approach using Gaussian smoothing and genetic algorithm for multilevel thresholding[J]. International Journal of Hybrid Intell Syst, 2004, 1(3-4): 143-152.

[8] BAZI Y, BRUZZONE L, MELGANI F. Image thresholding based on the EM algorithm and the generalized Gaussian distribution[J]. Pattern Recognition, 2007, 40(2): 619-634.

[9] LIAO Ping-sung, CHEN T S, CHUNG P C. A fast algorithm for multi-level thresholding[J]. Journal of Information science and Engineering, 2001, 17(5): 713-727.

[10] KIM B G, SHIM J I, PARK D J. Fast image segmentation based on multi-resolution analysis and wavelets[J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(16): 2995-3006.

[11] YE Z W, CHEN H W, LI W, et al. Automatic threshold selection based on particle swarm optimization algorithm[C]//Proc of International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation. 2008: 36-39.

[12] HOU Z, HU Q, NOWINSKI W L. On minimum variance thresholding[J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(14): 1732-1743.

[13] YIN Peng-yeng. A fast scheme for optimal thresholding using genetic algorithms[J]. Signal Process, 1999, 72(2): 85-95.

[14] YEN J C, CHANG F J, CHANG S. A new criterion for automatic multilevel thresholding[J]. IEEE Trans on Image Process, 1995, 4(3): 370-378.

[15] HAMMOUCHE K, DIAF M, SIARRY P. 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.

[16] MEZGHANIA S, ZAHOUANIB H, PIEZANOWSKIC J J. Multiscale characterizations of painted surface appearance by continuous wavelet transform[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2011, 211(2): 205-211.

[17] 王建平, 盛军, 方敏. 基于小波分析的二值化阈值选取[J]. 合肥工业大学学报: 自然科学版, 2001, 24(4): 559-562.

[18] GUO Zi-long, WANG Sun'an, ZHUANG Jian. A novel immune evolutionary algorithm incorporating chaos optimization[J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(1): 2-8.

[19] 崔逸学, 李森, 方廷健. 基于免疫原理的多目标进化算法群体多样性研究[J]. 模式识别与人工智能, 2001, 14(3): 291-295.

[20] MCLACHLAN G J, NG S K. The EM algorithm[M]//In The Top-Ten Algorithms in Data Mining. Boca Raton, Florida: Chapman & Hall/CRC, 2009: 93-115.

[21] LEVINE M D, NAZIF A M. Dynamic measurement of computer generated image segmentations[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1985, 7(2): 155-164.

[22] CHEN Yu-kung, CHENG F C, TSAI P. A gray-level clustering reduction algorithm with the least PSNR[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(8): 10183-10187.