



图像分割的多参量遗传算法¹⁾

吴成柯 刘靖 侯格贤

(西安电子科技大学信息工程系 西安 710071)

关键词 遗传算法, 图像分割.

1 引言

图像分割是计算机视觉研究中一个重要而困难的任务. 虽然图像分割一直受到研究人员的重视, 但它的进展比较缓慢, 被认为是计算机视觉中的一个瓶颈. 本文将遗传算法用于图像分割, 在已经研究过的单变量图像分割遗传算法^[1]的基础上, 提出了利用多参量对小目标图像进行分割的遗传算法, 获得了较好的分割效果.

2 传统方法存在的问题

图像分割算法通常被分为门限值型、边缘检测型和区域跟踪型三种. 门限值方法是图像分割中最常用的技术. 在传统的图像分割方法中, Otsu 的门限方法是性能较好的一种^[2], 其评价准则为

$$\sigma_b^2(t^*) = \max_{t \in G} \sigma_b^2(t), \quad (1)$$

$$\sigma_b^2(t) = \omega_1(t)\omega_2(t)\{m_2(t) - m_1(t)\}^2, \quad (2)$$

其中 ω_j 为类 c_j 的相对面积, m_j 为类 c_j 的平均灰度 ($j=1, 2$), 它们都是门限 t 的函数.

Lee S U 等人^[2]的研究发现, 当目标的相对面积大于整幅图像的30%时, 包括 Otsu 方法在内的传统方法分割性能接近最优值, 但随着相对面积的减小, 这些方法的性能迅速下降^[2]. 其原因在于当 ω_1 与 ω_2 相差很大时, 二者的乘积迅速下降, 此时即使目标背景之间有充分的类间差别 $(m_2 - m_1)^2$, 相应的 σ_b^2 也不会是最大, 因此 Otsu 法不能将目标从背景中有效地分割出来. ω_1 和 ω_2 可以相比的情形显然是任何分割算法都希望满足的目标与背景条件.

Pal S K 等^[3]的研究表明, 运用对比度的概念将使分割更为有效. 令 $\Delta m = (m_2 - m_1)$, 则可定义对比度为

$$C = \frac{\Delta m}{B(m_2)}. \quad (3)$$

1) 国防预研基金资助课题.

收稿日期 1995-11-06

将亮度近似地划分为 De Vries-Rose 区和 Weber 区. 在 De Vries-Rose 区 $B(m_2) \propto \sqrt{m_2}$; 在 Weber 区 $B(m_2) \propto m_2$. 显然, 式(2)的准则函数是依赖绝对灰度变化的. 为此, 将其修改为

$$\sigma_b^2(t) = \omega_1(t)\omega_2(t) \left\{ \frac{\Delta m(t)}{B(m_2(t))} \right\}^2, \quad (4)$$

$$B(m_2(t)) = \begin{cases} a_1 \sqrt{m_2(t)}, & m_2 < m_T, \\ a_2 m_2(t), & m_2 \geq m_T. \end{cases} \quad (5)$$

式(5)中 a_1, a_2 为适当的常数, m_T 为 De Vries-Rose 区和 Weber 区的分界线.

此外, Bhanu B 等认为有效分割的关键问题是对每幅图像选择合适的算法控制参量^[4], 这对于常规算法是很困难的, 其原因有以下几点: 控制参量的数目大; 控制参量之间的关系复杂, 很难得到数学模型; 图像的改变引起每幅图像的分割质量计算的变化; 图像分割质量的定义很复杂.

3 图像分割的多参量遗传算法

从本质上讲, 图像分割是一个在复杂的参量空间中寻找最优分割参量的问题. 遗传算法可以有效地寻找到参量空间中的全局最优值, 从而为解决图像分割中的参量选择难题提供了有力的保证, 因此将遗传算法用于图像分割是十分必要的. 用多参量的遗传算法分割小目标图像要解决的关键问题有两个, 即将哪些控制参量编码成染色体和用怎样的评价函数来评价染色体.

导致传统分割算法不能有效地分割小目标图像的一个重要原因是小目标在整幅图中所占的比例不能满足目标背景条件. 为了解决这一问题, 应将待分割区域定义为整幅图中的一个局部区域. 我们在保留单变量遗传算法中的灰度参量 t 的基础上, 加入待分割目标区域的位置参量 (x, y) 、目标区域的长度参量 (l) 和高度参量 (h) , 这些参量代表图像中一个待分割的矩形区域的位置和大小. 在染色体中分别用 5 个 8 位代表这些参量. 为了评价一个待分割区域是否含有目标, 除利用区域的灰度特征外, 还应利用边缘特征、目标大小和长度特征等多种信息. 在我们的多参量遗传算法中, 首先通过门限 t 可以将待分割区域分为目标类 c_1 和背景类 c_2 , 当在某一区域中, 目标类 c_1 和背景类 c_2 所占的面积 ω_1 和 ω_2 相差不多, 二者的对比度又足够大, 且在该区域内所能提取的目标最大长度 $\max-l$ 与假定的目标长度 l 相差不大, 所能得到的目标面积 A 与由直方图算得的目标面积 $(\omega_1 \cdot l \cdot h)$ 也相差不大时, 则可以认为获得了最好的分割, 且相应的参量就是最优的分割参量. 我们构造的评价函数如下:

$$f = \sigma_b^2(t) \cdot \text{length} \cdot \alpha\text{-ratio}, \quad (6)$$

$$\text{length} = \begin{cases} 1, & 0.5 \leq \frac{\max-l}{l} < 1, \\ 0, & 0 \leq \frac{\max-l}{l} < 0.5, \end{cases} \quad (7)$$

$$\alpha\text{-ratio} = \frac{A}{\omega_1 \cdot l \cdot h}. \quad (8)$$

在解决了上述两个关键问题之后, 就可以用遗传算法进行图像分割了.

4 图象分割的遗传算法与传统算法的比较

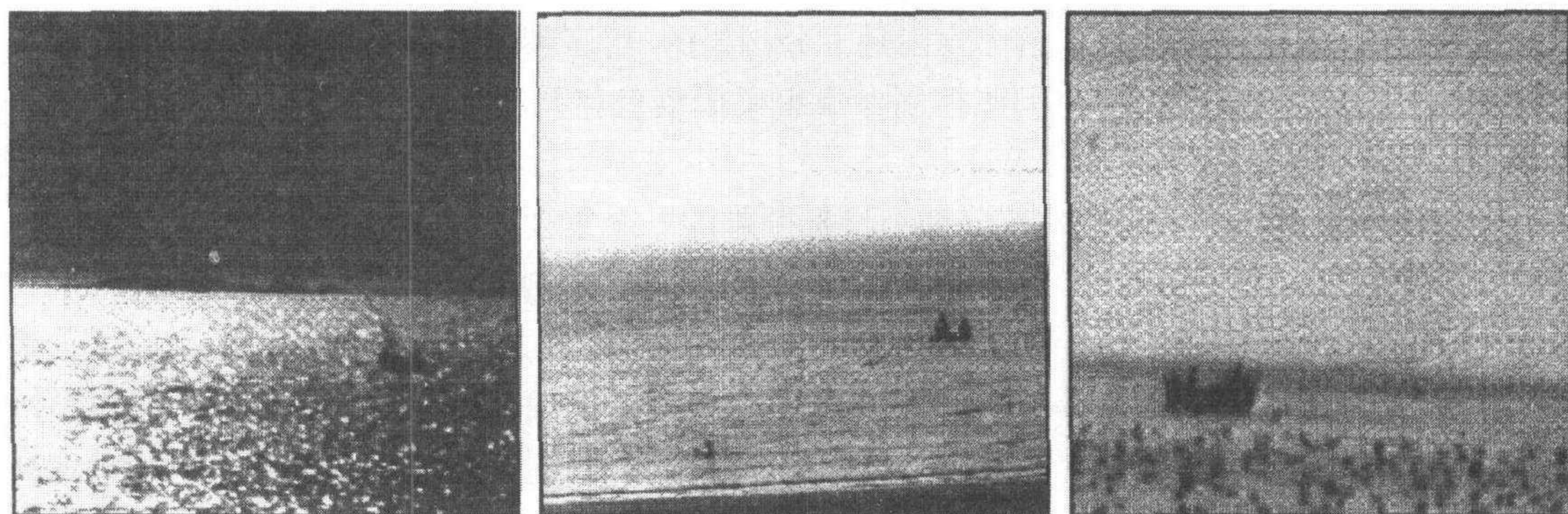
首先,从分割质量来看,实际的图像由于现实世界的千变万化而变得十分复杂,直方图不一定呈双峰,此时用 Otsu 等传统方法效果很不理想.而遗传算法对目标的灰度、大小、长度等多个参量加以综合考虑,通过充分有效地搜索特征参量空间,从而获得令人满意的分割结果.

其次,从算法本身来看,对于遗传算法来说,当对参量个数进行增减时,只需改变染色体的编码长度和评价函数,而无需改变遗传算法本身的算法流程,这就使其可扩展性大大增加了.遗传算法还通过采用交叉互换和变异等算子,可以更有效地搜索参量空间,从而获得全局最优值.这些都一般的优化算法所不具备的.

总之,用多参量的遗传算法分割小目标图像比传统分割方法具有很大的优越性.

5 实验结果

设定人口数为40,共繁衍30代.图1是三幅待分割的原图.图2是用遗传算法分割图1中原图的结果,其中的矩形区域是最优分割区域,白色代表目标,黑色代表背景.图3是用遗传算法和 Otsu 法对同一图象进行分割的结果.

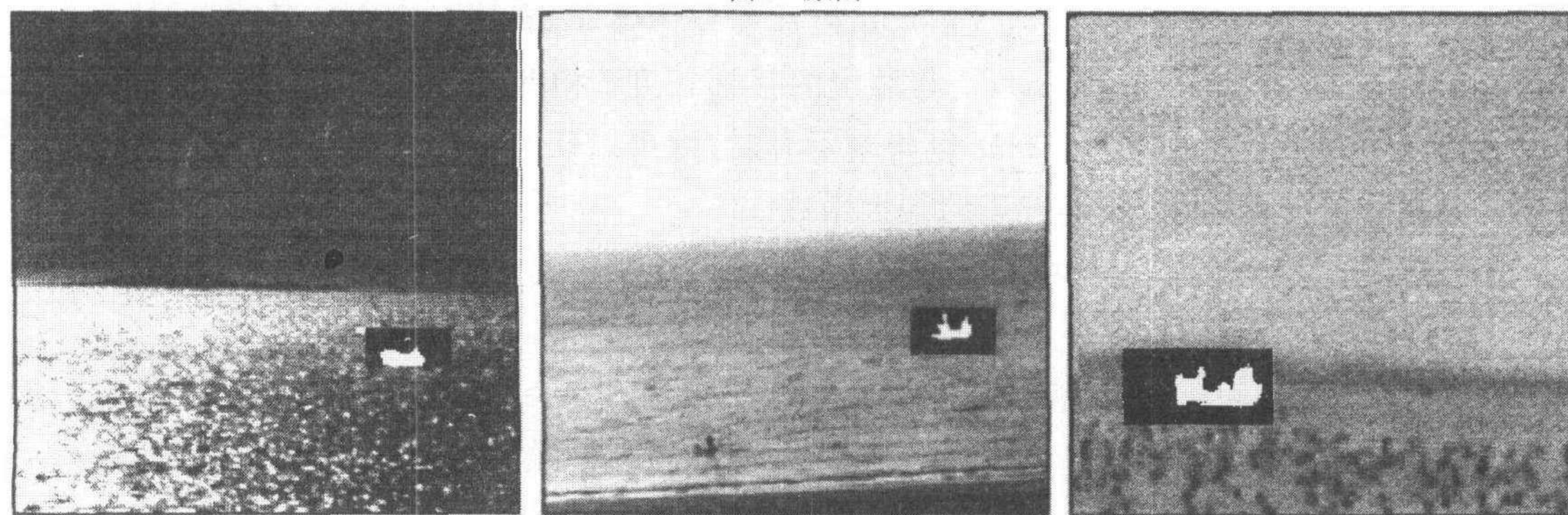


(a)

(b)

(c)

图1 原图

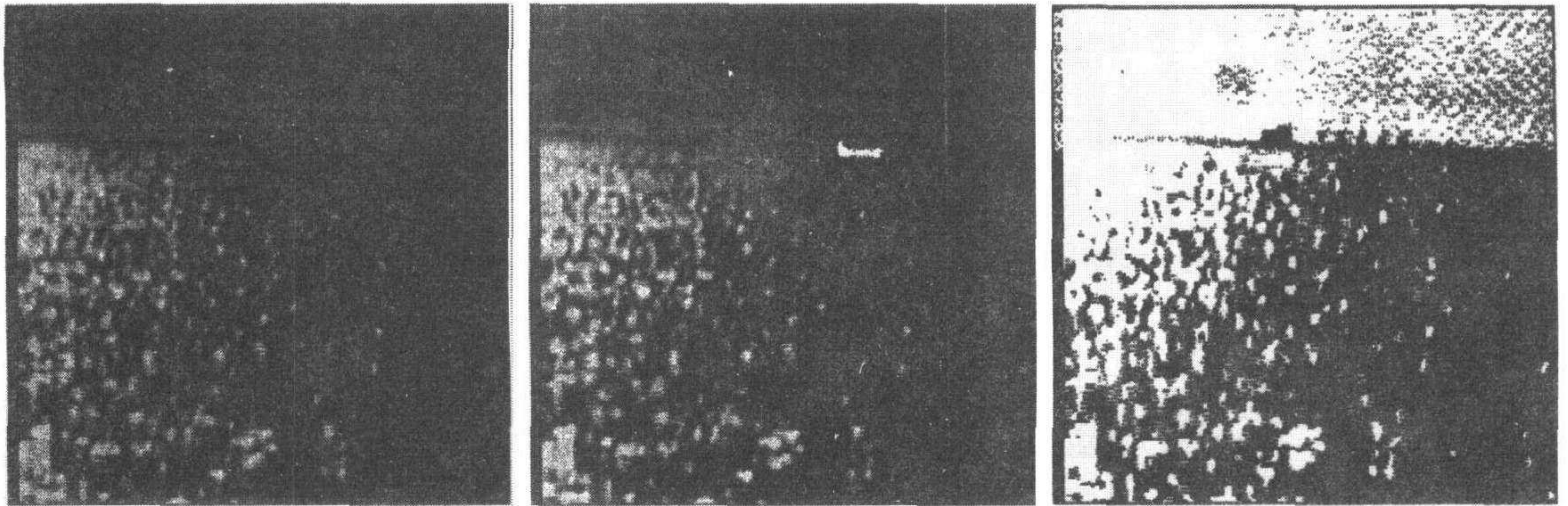


(a)

(b)

(c)

图2 遗传算法分割结果图



(a)原图

(b)遗传算法分割结果图

(c)Otsu 法分割结果图

图3

实验结果表明,用多参量的遗传算法对复杂背景下的小目标图像进行分割,比传统方法具有更好的分割效果.

参 考 文 献

- 1 Wu Cheng Ke, Liu Jing, Xu Zheng Wei, Image segmentation method by Genetic algorithms, In: Proc. PAGES'95, 1995: 597—600
- 2 Lee S U, Chung S Y, A comparative performance study of several global thresholding techniques for segmentation. *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 1990, **52**:171—190
- 3 Pal S K, Pal N R. Segmentation using contrast and homogeneity measure. *Pattern Recognition Letters*, 1987, **5**:293—304
- 4 Bhanu B, Ming J. Closed-loop adaptive image segmentation. In: Proc. IEEE ICCVPR, 1991. 734—735

IMAGE SEGMENTATION METHOD USING GENETIC ALGORITHMS OF MULTIPLE PARAMETERS

WU CHENGKE LIU JING HOU GEXIAN

(Dept. of Information Engineering, Xidian University, Xi'an 710071)

Key words Genetic algorithms, image segmentation.