

文章编号:1001-9014(2006)04-0295-06

一种快速递归红外舰船图像分割新算法

张天序¹, 赵广州^{1,2}, 王飞¹, 朱光喜²

(1. 华中科技大学 图像识别与人工智能研究所, 华中科技大学 图像信息处理与智能控制教育部重点实验室, 湖北 武汉 430074; 2. 华中科技大学 电子与信息工程系, 武汉光电国家实验室, 湖北 武汉 430070)

摘要:针对背景复杂、对比度低的红外舰船目标分割问题,提出了一种红外舰船图像分割的新算法。由于二维最大类间方差法不仅反映了图像的像素点灰度分布信息,还反映了邻域空间相关信息,因此有较好的抗噪能力。但是由于其解空间维数的增加,计算量的变化是以指数增长的,而粒子群优化算法可实现高效并行、随机、自适应群体搜索。基于这一特点,提出了基于粒子群优化的二维最大类间方差局部递归分割方法,有利于实现红外图像的实时处理。该方法同样适用于复杂背景下的其他红外目标图像的分割。

关键词:红外舰船图像;二维最大类间方差法;粒子群优化算法;局部递归分割
中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**A

FAST RECURSIVE ALGORITHM FOR INFRARED SHIP IMAGE SEGMENTATION

ZHANG Tian-Xu¹, ZHAO Guang-Zhou^{1,2}, WANG Fei¹, ZHU Guang Xi²

(1. Institute for Pattern Recognition and Artificial Intelligence, State Key Laboratory for Image Processing and Intelligent Control, HUST, Wuhan 430074, China;
2. Department of Electronic and Information, Wuhan National Laboratory for Optoelectronics, HUST, Wuhan 430070, China)

Abstract: A novel infrared image segmentation algorithm for realizing infrared ship segmentation in the lower contrast and complicated background was presented. 2-D Otsu method not only considers the distribution of the gray information, but also takes advantage of the spatial neighbor information by using the 2-D histogram of the image, so it often gets better anti-noise performance. However, its time-consuming computation is often an obstacle in application. Particle swarm optimization (PSO) algorithm can realize parallel, random and self-adapt colony search, hence an algorithm for PSO-based local recursive 2-D Otsu segmentation was proposed here. This algorithm can also be used in other infrared image segmentations with complicated backgrounds.

Key words: infrared ship image; 2-D Otsu method; particle swarm optimization algorithm; local recursive segmentation

引言

图像分割是将一幅图像分解成一些互不交迭区域的集合,是图像处理领域中极为重要的内容,也是自动目标识别的重要组成部分^[1]。图像分割的正确性和自适应性在一定程度上影响着目标检测和识别的智能化程度,而图像分割算法的处理速度也影响了其应用的实时性。

在众多的图像分割方法中,阈值法因其实现简单(不需要输入参数,不需要监督)、计算量小和性

能较稳定等优点被广泛采用。一种简单常用的算法是基于图像一维灰度直方图来求得分割阈值,一维最大类间方差法(也称为 Otsu 法)便是其中一种常用的方法^[2]。其基本思想是利用阈值 S 将像素灰度分成两类,使这两类灰度均值距离最远的 S 为最佳分割阈值。Otsu 法在图像质量较好和背景稳定变化的情况下,可以取得令人满意的效果。但是当图像的信噪比较低时,由于这些阈值分割法仅仅基于一维灰度信息,并没有考虑图像的像素与邻域的空间相关信息,因此噪声的存在极大地影响了分割效果。由

收稿日期:2005-12-05,修回日期:2006-03-27

Received date: 2005-12-05, revised date: 2006-03-27

基金项目:国家自然科学基金重点(F60135020);国家重点预研(413010701—3)资助项目

作者简介:张天序(1947-),男,重庆人,华中科技大学特聘教授,主要研究方向为图像分析与智能系统、医学图像处理、机器视觉和实时并行处理等。

于二维灰度直方图(由像素点的灰度和邻域的灰度均值组成)比一维灰度直方图能更清晰地反映图像的灰度聚类分布信息,所以有学者提出了基于二维灰度直方图的阈值分割算法^[3,4],分割的效果有了很大的提高.常用基于二维灰度直方图的阈值分割法有二维最大类间方差算法(也称 2-D Otsu 法)^[5]、二维相关系数法^[6]、二维最大熵法^[7-9]等.这些方法的基本思想都是利用一组阈值(S,T)将二维灰度直方图分成 4 个区域,通过求使目标区域和背景区域的类间方差(或熵、相关系数)最大的(S,T)来得到最佳阈值进行图像分割.这类方法因为考虑了图像的空间信息,抗噪能力有了一定提高,但是由于解空间维数的增加,导致计算时间延长,影响了这一类方法的应用.

如何能在计算时尽量多地包含背景和目标内部点,减少噪声的干扰,缩小解空间,加快算法的运行速度,同时也为了加快阈值的求取过程,这是该类算法所需解决的问题,也是本文的出发点.

粒子群优化算法(PSO, Particle Swarm Optimization)是一种有效的全局寻优算法,它是基于群体智能理论的优化算法,通过群体中粒子间的合作与竞争产生的群体智能指导优化搜索.由于每代种群中的解具有“自我”学习提高和向“他人”学习的双重优点,从而能在较少的迭代次数内找到最优解.本文将 PSO 算法与二维最大类间方差递归分割算法用以分割红外舰船图像.实验结果证明,该算法与其他红外舰船分割方法相比,不仅分割效果显著,而且极大地提高了分割速度.

1 二维最大类间方差分割准则

二维直方图阈值方法是一维 Otsu 方法的推广,所以可以称为 2-D Otsu 法.设红外舰船图像灰度变化范围为 0 到 L-1,定义坐标(x,y)处像元灰度值为 f(x,y),则其邻域内的平均灰度值为 g(x,y).可以利用 f(x,y)和 g(x,y)组成的二元组(i,j)来表示图像,若二元组(i,j)出现的频数为 C_{ij},则其发生的频率为 P_{ij}.如图 1 所示,给出了图像的二维直方图定义域.令二维矢量(s,t)为阈值,可以将二维直方图分割成四个区域.根据同态性,目标和背景中的像素将出现在对角线周围,远离对角线的代表可能的边缘和噪声.将以上认识和图 1 中所示区域特性进行对比,可以认为方块区域 0 和背景相对应,方块区域 1 和目标相对应,而方块区域 2 和 3 表示边界附近

像点和噪声点的分布.

由图 1 可知,在二维直方图中存在与图像背景和目标相对应的两类区域(分别用 C₀ 和 C₁ 表示),它们具有不同的概率分布.如果利用二维直方图中任意门限向量对图像进行分割(其中 0 ≤ s, t < L),那么这两类区域发生的概率分别为

$$\omega_0 = P_r(C_0) = \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t P_{ij} = \omega_0(s,t) \quad (1)$$

$$\omega_1 = P_r(C_1) = \sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} P_{ij} = \omega_1(s,t) \quad (2)$$

其中 ω₀ 表示背景发生的概率,ω₁ 表示目标发生的概率.背景和目標类相应的均值矢量为

$$\mu_0 = (\mu_{0i}, \mu_{0j})^T = \left(\frac{\sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t iP_{ij}}{\omega_0(s,t)}, \frac{\sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t jP_{ij}}{\omega_0(s,t)} \right)^T \quad (3)$$

$$\mu_1 = (\mu_{1i}, \mu_{1j})^T = \left(\frac{\sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} iP_{ij}}{\omega_1(s,t)}, \frac{\sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} jP_{ij}}{\omega_1(s,t)} \right)^T \quad (4)$$

在二维直方图中区域 3 和区域 2 中点的值可以忽略不计,即 P_{ij} ≈ 0,此时很容易证明 ω₀ + ω₁ ≈ 1 成立,则总体均值就可表示为

$$\mu_T = (\mu_{Ti}, \mu_{Tj})^T = \left(\frac{\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} iP_{ij}}{\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P_{ij}} \right)^T \approx \omega_0 \mu_0 + \omega_1 \mu_1 \quad (5)$$

现在我们在二维直方图的基础上,定义一个目标和背景类间的距离测度函数

$$t, \sigma_B = \omega_0 [(\mu_{0i} - \mu_{Ti})^2 + (\mu_{0j} - \mu_{Tj})^2] + \omega_1 [(\mu_{1i} - \mu_{Ti})^2 + (\mu_{1j} - \mu_{Tj})^2] \quad (6)$$

二维最大类间方差门限法的最佳阈值(s₀, t₀)取在 t, σ_B 为最大时,即

$$t, \sigma_B(s_0, t_0) = \max_{0 \leq s, t < L} \{t, \sigma_B(s, t)\} \quad (7)$$

图像经 2-D Otsu 法分割后,与一维 Otsu 法比,效果比较好,但是计算量的变化是以指数增长的.测度函数中几个变量都要作累积求和,且最佳阈值的选择是遍历全部 s 的 t 和,其中 0 ≤ s, t < L,所以对于任意的图像,计算复杂度大约是 O(L⁴),计算时间较

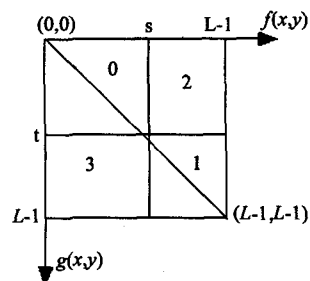


图 1 二维直方图定义域
Fig. 1 The plane of 2-D histogram

长.为此,本文引入粒子群优化算法来提高运算速度.

2 粒子群优化算法

90年代中期,Eberhart博士和Kennedy博士共同发明了一种新的群体智能计算技术——粒子群优化算法(PSO)^[10,11].PSO中,每个优化问题的解都是搜索空间中的一只鸟,鸟被抽象为没有质量和体积的微粒(点),我们称之为“粒子”.粒子的输入是位置坐标,每个粒子的位置向量用适应度函数F来评价.根据评价函数F找出最优粒子,并记录每个粒子的历史最优值 P_i ,和种群的最优值 P_g .在每一次迭代中,粒子通过个体极值和全局极值更新自身的速度和位置,再次利用适应度函数F进行评价,从而更新 P_i 和 P_g ,并最终得出最优解 P_g .设搜索空间为D维,第*i*个粒子的位置表示为 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$;第*i*个粒子的位置变化率(即速度)表示为 $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$;个体极值 $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$;全局极值 $P_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})$.PSO首先初始化为一群随机粒子(随机解),然后通过如下公式迭代搜索最优解,并且每个粒子的位置按如下数学描述进行变化(“飞行”):

$$v_{id}^{(t+1)} = w \times v_{id}^{(t)} + c_1 \times r_1^{(t)} \times (p_{id}^{(t)} - x_{id}^{(t)}) + c_2 \times r_2^{(t)} \times (p_{gd}^{(t)} - x_{id}^{(t)}), \quad (8)$$

$$x_{id}^{(t+1)} = v_{id}^{(t+1)} + x_{id}^{(t)}, \quad 1 \leq i \leq n \quad 1 \leq d \leq D \quad (9)$$

其中, c_1, c_2 为正常数,称为学习因子; r_1, r_2 为 $[0, 1]$ 之间均匀分布的随机数;第*d*维的位置变化为 $[X_{mind}, X_{maxd}]$,速度变化为 $[-V_{maxd}, V_{maxd}]$. n 为种群大小; t 为迭代次数.

3 基于2-D Otsu 准则和 PSO 算法的红外舰船图像分割

从上面的例子可以看到应用 PSO 解决优化问题的过程中有两个重要的步骤:问题解的编码和适应度函数.本文考虑把2-D Otsu法和PSO算法结合起来分割实际红外舰船图像,设置阈值向量 (s, t) 作为粒子,而距离测度函数 $t, \sigma_B(s, t)$ 作为适应度函数决定粒子在解空间中的搜索方向.当获得了红外图像的二维灰度直方图后,再采用 PSO 过程搜索最佳阈值 (s_0, t_0) 从而使得适应度函数取得最大值 $t, \sigma_B(s_0, t_0)$.然后,根据最佳阈值 (s_0, t_0) 就可以进行红外图像的有效分割.

基于2-D Otsu 阈值法并结合 PSO 算法的实现步骤如下:

1. 读取红外舰船图像,求其 7×7 邻域灰度均

值,根据图像像素点的灰度值和邻域灰度均值求出二维灰度直方图分布;2. 确定算法的参数.首先,确定粒子种群规模为20,粒子大小(问题解的长度)为2,最大迭代次数设置为80;其次,随机设定各粒子的初始位置和初始速度;再次,设置 $c_1 = c_2 = 2.0$;3. 根据适应度函数计算种群中每个粒子的适应度值;4. 个体极值 P_i 的更新;5. 全局极值 P_g 的更新,全局极值对应的是粒子种群的当前最优解;6. 惯性权重的更新.由于 w 较大算法具有较强的全局搜索能力, w 较小则算法倾向于局部搜索.所以对 w 作如下改进:随着迭代进行,惯性权重线性递减: $w = w_{\max} - (w_{\max} - w_{\min}) \times \text{iter} / \text{iter}_{\max}$.其中, w_{\max} 为权系数最大值,本文取为0.9; w_{\min} 为权系数最小值,本文取为0.4; iter_{\max} 为最大迭代次数, iter 为当前迭代次数;7. 速度更新.按照式(8)调整粒子的速度;8. 按照式(9)来调整粒子位置的更新(解的更新);9. 算法停止条件的判断.如果达到结束条件(足够好的位置或最大迭代次数),则结束,否则转步骤(3);10. 迭代结束后,根据全局极值可得到最佳阈值 (s_0, t_0) .

在海面舰船图像的分割中发现:对于大多数红外图像,用2-D Otsu结合PSO算法分割一次就可把舰船从背景中比较清晰地分割出来.但对于少部分目标和背景对比度低的舰船图像,或是目标和背景的灰度值都较低的图像,仅仅用2-D Otsu结合PSO算法分割一次还不能达到好的分割效果.于是本文采用如下基于PSO的2-D Otsu局部递归分割方法^[12].

考虑到一次2-D Otsu分割的结果图像可以分为两部分:背景区域和(含有部分背景的)目标区域.由于只对目标区域感兴趣,把背景区域去掉并不会丢失目标信息.那么,可以对结果图像的(含有部分背景的)目标区域进行2-D Otsu分割得到新的结果图像,接着,把新的结果图像中背景区域去掉,若目标区域还包含有部分背景,则再对(含有部分背景的)目标区域进行2-D Otsu分割,依次递归下去,直到得到比较理想的分割图像为止.这种方法称为基于PSO的2-D Otsu局部递归分割方法.

具体步骤如下:先将整幅图像的所有像素看成是点集S,对S作2-D Otsu分割,得到一个阈值 (s_0, t_0) 将其分为B1和O1两个点集,其中B1的灰度级较低,O1的灰度级较高,此时的分割还不能准确提取出舰船目标.接着,考虑到舰船目标灰度级比较高,目标区域的像素应该包含在O1点集里,故舍弃

B1 点集,仅留下 O1 点集;然后对 O1 点集作 2-D Otsu 分割,得到一个比 (s_0, t_0) 大的阈值 (s_1, t_1) 将其分割为 B2 和 O2 两个点集,同理,再舍弃较低灰度级的 B2 点集,留下较高灰度级 O2 点集,并对其再次作 2-D Otsu 分割,得到一个阈值 (s_2, t_2) 将其分为 B3 和 O3 两个点集.就这样,依次对保留下来的点集进行基于 PSO 优化的 2-D Otsu 分割,得到越来越大的阈值,不断递归下去,直到满足特定的条件为止,最后所得到的像素点集就是舰船目标区域.

需要指出的是,如何评价图像分割的效果是一件非常复杂而艰难的事情,尤其是红外舰船图像中目标和环境的复杂性,往往无法进行定量的评价.一个普遍采用的评估原则就是看能否分割出期望的或者重要的舰船区域,是否具有简单的、一致性和清晰的舰船轮廓.

在这里,可以采用规定递归次数的分割停止条件.通过大量舰船红外图像的分割实验后发现:采用 PSO 优化的 2-D Otsu 局部递归方法分割舰船,一般只要分割一次即可得到比较好的效果,对于对比度很差的图像,局部递归不超过三次也可得到比较理想的分割图像.一方面,可以通过目测确定分割性能;另一方面,还可以通过对比直接手工分割的效果来决定递归分割停止条件.

可以看出,局部递归 2-D Otsu 算法的最大优点是,在每一次 2-D Otsu 分割完成之后,都舍弃了像素灰度级较低而数量较多的背景像素点集,这不但减少了下一次的分割运算量,而且使像素数量因素对 2-D Otsu 分割结果的影响最小化.另外,2-D Otsu 局部递归算法在不断的递归循环过程中,分割阈值将逐步逼近舰船目标和背景之间的最佳分割阈值,能够由粗到细逐步地把目标从背景中分割出来,最终得到分割较为准确的目标图像.

4 实验结果与分析

使用本文提出的方法,根据前面提出的 PSO 参数设置,对不同的几种实际红外舰船图像进行了大量的分割实验,并把本文所提分割方法与常规 2-D Otsu 方法、常规一维 Otsu 方法、基于 PSO 的二维最大熵方法^[8,9]和直接手工分割方法分别从分割结果图像、分割阈值、计算时间等几个方面进行了对比.以下对比实验都是使用 MATLAB6.5 工具软件在 CPU 为 Pentium IV 1.70 GHz、RAM 为 512MB 的微机运算得到的.

图 2 所示为原始红外舰船图像 Ship_01 使用本

文方法局部递归分割三次所得的结果.

图 3 所示为红外舰船图像 Ship_01 分别使用常规 2-D Otsu 方法、常规一维 Otsu 方法、直接手工分割方法和基于 PSO 的二维最大熵方法的结果对比.

表 1 为对原始红外舰船图像 Ship_01 的分割计算时间(单位:s)和分割阈值对比.

图 4 为原始红外舰船图像 Ship_02 使用本文分割方法局部递归分割三次所得的结果.

图 5 所示为红外舰船图像 Ship_02 分别使用常

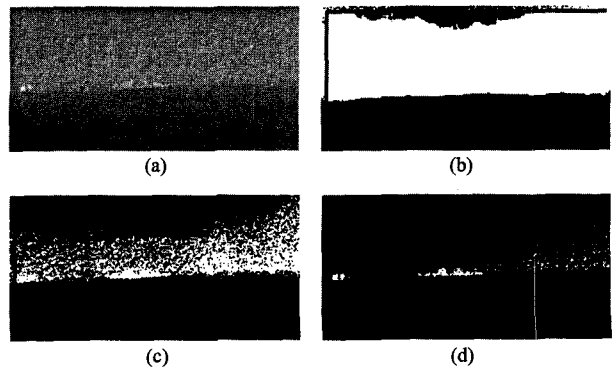


图 2 基于 PSO 的 2-D Otsu 局部递归分割结果 (a) 原始红外舰船图像 Ship_01 (b) 第一次分割图像 (c) 第二次局部递归分割图像 (d) 第三次局部递归分割图像

Fig. 2 The segmented results of Ship_01 for PSO-based local recursive 2-D Otsu method (a) original infrared ship image Ship_01 (b) segmented result for the first time (c) local recursive segmentation secondly (d) local recursive segmentation thirdly

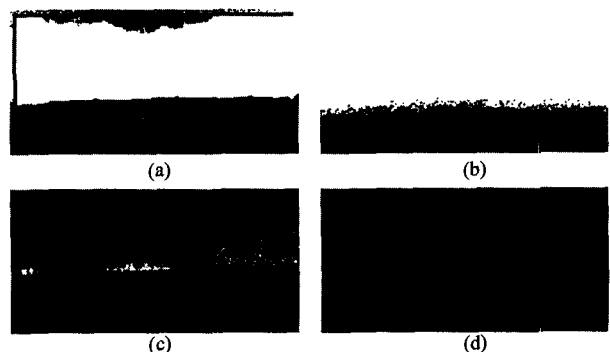


图 3 对原始图像 Ship_01 采用其它方法分割结果 (a) 直接 2-D Otsu 法分割 (b) 一维 Otsu 法分割 (c) 直接手工分割 (d) 基于 PSO 的二维最大熵分割

Fig. 3 The segmented results of Ship_01 for other methods (a) segmented using 2-D Otsu method (b) segmented using 1-D Otsu method (c) manual segmented result (d) segmented using PSO-based 2-D maximum entropy method

表 1 对图像 Ship_01 不同分割方法的计算时间(单位:s)和分割阈值对比

Table 1 Contrasts of computation cost and segmented threshold for Ship_01 using different methods

手工分割	一维 Otsu 法	PSO + 二维最大熵分割	直接二维 Otsu 分割	本文的分割方法		
				第一次分割	第二次递归分割	第三次递归分割
计算时间 /	0.50	4916	1246	35	35	33
分割阈值	171	(143, 181)	(94, 140)	(94, 140)	(149, 158)	(169, 161)

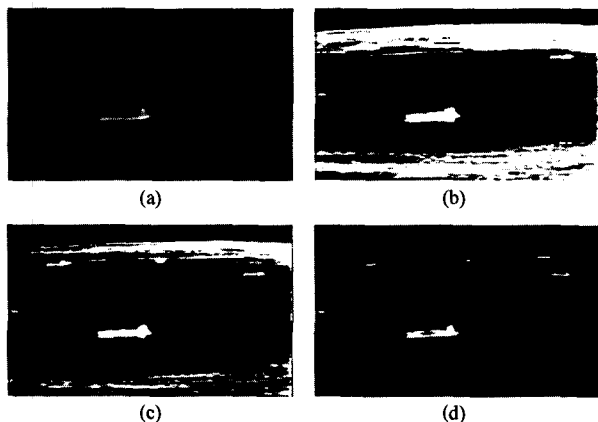


图 4 基于 PSO 的 2-D Otsu 局部递归分割方法 (a) 原始红外舰船图像 Ship_02 (b) 第一次分割图像 (c) 第二次局部递归分割图像 (d) 第三次局部递归分割图像

Fig. 4 The segmented results of Ship_02 for PSO-based local recursive 2-D Otsu method (a) original infrared ship image Ship_02 (b) segmented result for the first time (c) local recursive segmentation secondly (d) local recursive segmentation thirdly

规 2-D Otsu 方法、常规一维 Otsu 方法、直接手工分割方法和基于 PSO 的二维最大熵方法的结果对比。

表 2 所列为对原始红外舰船图像 Ship_02 的分割计算时间(单位:s)和分割阈值对比。

上述结果可以看到,本文提出的分割方法比使用常规 2-D Otsu 方法、常规一维 Otsu 方法、基于 PSO 的二维最大熵方法的分割效果要好得多;其分割效果和直接手工分割方法的效果很接近。表明:本文所提的方法由粗到细逐步地把目标区域从背景区域中分割出来,很好地解决了简单 Otsu 算法由于目

表 2 对图像 Ship_02 不同分割方法的计算时间(单位:s)和分割阈值对比

Table 2 Contrasts of computation cost and segmented threshold for Ship_02 using different methods

手工分割	一维 Otsu 法	PSO + 二维最大熵分割	直接二维 Otsu 分割	本文的分割方法		
				第一次分割	第二次递归分割	第三次递归分割
计算时间 /	6.16	4560	1291	45	42	41
分割阈值	95	(62, 130)	(50, 30)	(53, 36)	(64, 47)	(93, 56)

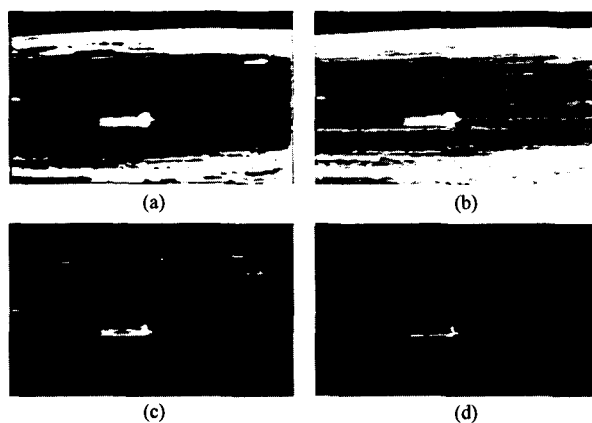


图 5 对原始图像 Ship_02 采用其它方法分割结果 (a) 直接 2-D Otsu 法分割 (b) 一维 Otsu 法分割 (c) 直接手工分割 (d) 基于 PSO 的二维最大熵分割

Fig. 5 The segmented results of Ship_02 for other methods (a) segmented using 2-D Otsu method (b) segmented using 1-D Otsu method (c) manual segmented result (d) segmented using PSO-based 2-D maximum entropy method

标区域和背景区域相差太大而导致目标区域分割失败的问题,并且本文方法能够很好的突出舰船目标,抑制背景,从而实现较好的目标分割。

另外,本文所提出方法每一次递归分割的计算时间除比一维 Otsu 方法稍慢以外,比其他方法所耗时间要快近几十倍甚至上百倍。而基于 PSO 的二维最大熵方法由于求取二维离散熵时涉及到对数、乘法等非常复杂的运算,虽然采用 PSO 快速寻优,其运算时间比直接二维 Otsu 分割方法还要长,由此说明本文方法的高效性。再比较手工分割阈值和本文递归分割终止时的阈值,发现它们很接近,并且直接 2-D Otsu 分割阈值和本文分割方法第一次分割的阈值也很接近,更说明了本文分割方法的准确性和有效性。

5 结语

由于二维最大类间方差法不仅反映了图像的像素点灰度分布信息,还反映了邻域空间相关信息,因此有较好的抗噪能力。能够把较为复杂的背景、低对比度下的红外舰船目标分割出来。针对二维最大类间方差准则分割图像存在着搜索空间大,耗时多的缺陷;用粒子群优化算法可实现高效并行、随机、自适应群体搜索,基于这一特点,提出了基于 PSO 的 2-D Otsu 局部递归分割方法。该方法以二维最大类间方差法对目标和背景像素聚类,以粒子群优化算法对二维阈值矢量自适应寻优,如果图像对比度很

差时,采用基于粒子群优化的二维最大类间方差法递归分割。

实验结果表明,该算法不仅分割效果显著,而且采用 PSO 寻优方法,能有效降低计算量,有利于实现红外图像的实时处理。应该指出,本文虽然讲的用此方法对红外舰船图像进行分割,但是,该方法应该同样适用于复杂背景下的其他红外目标图像的分割。

REFERENCES

- [1] WANG Ai-Min, SHEN Lan-Sun. Study surveys on image segmentation [J]. *Measurement & Control Technology* (王爱民, 沈兰荪. 图像分割研究综述. 测控技术), 2000, 19(5):1—6.
- [2] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1979, 9(1):62—66.
- [3] CHEN Xiu-Qiao, HU Yi-Hua, HUANG You-Rui. Image thresholding segmentation based on two-dimensional MCC [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (陈修桥, 胡以华, 黄友锐. 基于二维最大相关准则的图像阈值分割. 红外与毫米波学报), 2005, 24(5):397—400.
- [4] WANG Ze-Hua, SUI Shu-Lin, LIN Yu-Sheng. Threshold segmentation of TEM image based on two-dimensional histogram [J]. *Journal of Qingdao University of Science and Technology* (王泽华, 隋树林, 蔺玉胜. 基于二维直方图的 TEM 图像阈值分割. 青岛科技大学学报), 2005, 26(3):268—271.
- [5] JING Xiao-Jun, CAI An-Ni, SUN Jing-Ao. Image segmentation based on 2D maximum between-cluster variance [J]. *Journal of China Institute of Communications* (景晓军, 蔡安妮, 孙景鳌. 一种基于二维最大类间方差法的图像分割算法. 通信学报), 2001, 22(4):71—76.
- [6] MO Yu-Long, ZHANG Zheng-Qing, PENG Ming-Sheng. Automatic thresholding of gray-level image based on two-dimensional correlation criterion [J]. *Journal of Shanghai University (Natural Science Edition)* (莫玉龙, 张郑擎, 彭明生. 具有抗噪能力的图像阈值分割法 [J]. 上海大学学报(自然科学版)), 2001, 7(6):487—491.
- [7] CHEN Guo, ZUO Hong-Fu. 2-D maximum entropy method of image segmentation based on genetic algorithm [J]. *Journal of Computer-aided Design & Computer Graphics* (陈果, 左洪福. 图像分割的二维最大熵遗传算法. 计算机辅助设计与图形学学报), 2002, 14(6):530—534.
- [8] DU Feng, SHI Wen-Kang. Infrared image segmentation with 2-D maximum entropy method based on particle swarm optimization [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2005, 26:597—603.
- [9] DU Feng, SHI Wen-Kang, DENG Yong, et al. Fast infrared image segmentation method [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (杜峰, 施文康, 邓勇, 等. 一种快速红外图像分割方法. 红外与毫米波学报), 2005, 24(5):370—373.
- [10] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization [C]. *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*, 1995, Perth, WA. 4: 1942—1948.
- [11] Eberhart R, Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory [C]. *Proceedings of the 6th International Symposium on Micro Machine and Humman Science*. Nagoya:1995, 39—43.
- [12] Cheriet M, Said J N, Suen C Y. A recursive thresholding technique for image segmentation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1998, 7(6):918—921.