

文章编号: 0253-2239(2010)01-0079-07

基于类内绝对差和混沌粒子群的红外图像分割

吴一全 占必超 吴加明

(南京航空航天大学信息科学与技术学院, 江苏 南京 210016)

摘要 提出了基于类内绝对差、背景与目标面积差及混沌小生境粒子群优化(NCPSO)的红外目标图像阈值分割方法。类内绝对差小能确保分割后类的内聚性好,背景与目标的面积差可抑制均等分割的趋势,两者综合构成更为合理的阈值选取准则函数。给出了一维阈值选取公式,通过推广到二维,抗噪性能明显改善;针对二维阈值分割计算量大的问题,利用混沌变异的小生境粒子群算法搜索最佳阈值向量;最后与 Fisher 准则法、Otsu 方法和最大熵阈值分割法作了比较。实验结果表明,该方法在分割效果和运行时间上都具有明显的优势。

关键词 图像处理;红外图像分割;类内绝对差;背景与目标面积差;混沌变异;小生境粒子群优化

中图分类号 TN911.73 文献标识码 A doi: 10.3788/AOS20103001.0079

An Infrared Image Segmentation Method Based on Within-Class Absolute Difference and Chaotic Particle Swarm Optimization

Wu Yiquan Zhan Bichao Wu Jiaming

(School of Information Science and Technology, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing, Jiangsu 210016, China)

Abstract A thresholding method for infrared target image is proposed, which is based on the within-class absolute difference, the area difference between background and target, and Niche chaotic mutation particle swarm optimization (NCPSO). The less within-class absolute difference can make the cohesion performance better, and the area difference between background and target is used to inhibit the tendency of an equal division. Therefore, a more reasonable threshold selection rule is formed comprehensively. First, one-dimensional threshold selection method is proposed. The anti-noise performance is improved obviously by extending to the two-dimensional histogram from one-dimensional method. Then the computational burden of finding optimal threshold vector is large for the two-dimensional thresholding, thus NCPSO is used to find the optimal threshold vector. Finally, the proposed method is compared with Fisher method, the Otsu method and the maximum entropy method. The experimental results show that the proposed method is effective for less target infrared image thresholding and the running time is significantly reduced.

Key words image processing; infrared image segmentation; within-class absolute difference; area difference between background and target; chaotic mutation; Niche particle swarm optimization

1 引 言

红外目标的检测与识别是红外成像制导中的一项关键技术。在冷背景(如天空)下飞机目标灰度级较高,目标区域与背景区域的面积相差悬殊。当目标与红外成像系统相距很远时,目标表现为一到十几个像素的斑点状弱小目标^[1];而当目标与红外成像系统相距较近时,则表现为几十个像素以上的有

形目标。红外飞机目标检测和识别中的关键步骤之一是红外图像分割,而阈值分割作为图像分割中的重要方法,因具有快速、有效、易于实现等优点而被广泛应用^[2~7]。其关键是选取合适的阈值以快速实现最佳分割。人们对此进行了大量的研究^[8,9],已提出了诸如 Otsu 方法^[10]、最大熵法^[11]、Fisher 准则法^[12]等几类有代表性的阈值选取方法。其中由

收稿日期: 2009-02-13; 收到修改稿日期: 2009-03-12

基金项目: 国家自然科学基金(60872065)资助课题。

作者简介: 吴一全(1963—),男,博士,教授,主要从事图像处理与识别、信号处理等方面的研究。

E-mail: gumption_s@yahoo.com.cn

Otsu 最先提出的一维最大类间方差法是在基于误差平方和最小的最小二乘准则下推导出来的,因对多类图像分割效果较好且计算简单,而成为实际中常用的方法。但由于没有利用图像的局部空间信息,当图像受到噪声干扰时难以获得满意的效果。刘健庄等^[13]将其拓展到了二维,即通过灰度级-邻域平均灰度级二维直方图来选取阈值^[14~16],分割效果得到明显改善。然而,上述 Otsu 方法存在 3 个问题。首先,Otsu 方法实质上是基于误差平方和最小准则导出的,该准则存在一个潜在的缺陷,即当不同聚类所包含的样本个数相差较大时,将样本个数大的类别分割开反而可能具有更小的误差平方和,因此 Otsu 方法在分割较小目标的红外图像时势必将一部分背景划分为目标,甚至导致严重的误分割现象;其次,基于绝对差的最小一乘准则性能优于基于误差平方和的最小二乘准则^[17,18],对给定的容量有限样本,最小一乘估计对异常值、误差分布、精度、随机删失以及污染数据的稳健性比最小二乘估计强得多^[19,20];再次,由于二维直方图划分引入了近似,使其总体方差并非等于类间方差和类内方差之和,而二维 Otsu 方法只考虑了类间距,并没有考虑类内的内聚性。

基于以上考虑,本文提出了基于类内绝对差及背景与目标面积差的阈值选取方法。首先给出了一维阈值选取公式,通过推广到二维,方法的抗噪性能明显改善。但二维直方图的引入,大大增加了计算复杂性。唐英干等^[21~23]分别将粒子群算法(PSO)用于二维 Otsu 分割和二维最大熵分割以降低运算时间,但基本粒子群算法易陷入局部最优且速度较慢,而混沌粒子群算法在寻优过程中对停止进化的粒子产生混沌扰动,使解跳出局部极值区,从而提高搜索精度。为此,本文利用混沌变异的小生境粒子群算法^[24]搜索最佳阈值向量。最后在实验结果和分析中给出了分割结果和运行时间,并与二维 Fisher 准则函数法、基于粒子群的二维 Otsu 方法和二维最大熵方法进行了比较。

2 基于类内绝对差和背景与目标面积差的阈值选取

2.1 一维阈值选取方法

设图像像素的灰度级为 $0, 1, \dots, L-1$, $p(i)$ 表示灰度级 i 出现的概率,即 $\{p(i)\}$ 为图像的一维直方图。现将图像中的像素按灰度级划分为背景类 C_b

和目标类 C_o 。图像中灰度级小于等于阈值 T 的像素皆为背景,大于 T 的像素视为目标。背景和目标的先验概率 $\omega_b(T)$ 和 $\omega_o(T)$ 分别为

$$\omega_b(T) = \sum_{i=0}^T p(i), \quad \omega_o(T) = \sum_{i=T+1}^{L-1} p(i), \quad (1)$$

相应的灰度级均值 $\mu_b(T)$ 和 $\mu_o(T)$ 为

$$\mu_b(T) = \frac{1}{\omega_b(T)} \sum_{i=0}^T ip(i),$$

$$\mu_o(T) = \frac{1}{\omega_o(T)} \sum_{i=T+1}^{L-1} ip(i), \quad (2)$$

定义背景和目标的类内平均绝对差 $d_b(T)$ 和 $d_o(T)$ 分别为

$$d_b(T) = \frac{1}{\omega_b(T)} \sum_{i=0}^T |i - \mu_b(T)| p(i),$$

$$d_o(T) = \frac{1}{\omega_o(T)} \sum_{i=T+1}^{L-1} |i - \mu_o(T)| p(i), \quad (3)$$

则总体类内绝对差为 $d_i(T) = \omega_b(T)d_b(T) + \omega_o(T)d_o(T)$ 。为了使得背景和内部灰度分布均匀,总体类内绝对差应尽量小。鉴于红外图像中目标区域和背景区域的面积相差悬殊,引入反映背景与目标面积差的因子 $|\omega_b(T) - \omega_o(T)|$ 。总体类内绝对差小能确保分割后类的内聚性好,而背景与目标的面积差可抑制均等分割的趋势,两者综合构成更为合理的阈值选取准则函数:

$$\Phi(T) = \frac{|\omega_b(T) - \omega_o(T)|}{\omega_b(T)d_b(T) + \omega_o(T)d_o(T)}. \quad (4)$$

当 $\Phi(T)$ 达到最大值时,得该准则下的最佳阈值为

$$T^* = \arg \max_{0 \leq T \leq L-1} \Phi(T). \quad (5)$$

由于一维直方图仅反映图像中像素的灰度级分布,一维阈值分割方法仅在图像质量较好的情况下取得令人满意的效果。当图像受到噪声干扰等因素影响时,采用一维灰度直方图方法所得分割质量不佳。针对这种情况,将上述准则函数由一维推广到二维,既利用了像素点的灰度分布信息,也利用了像素点的邻域空间相关信息,效果明显改善。

2.2 二维阈值选取方法

设 $M \times N$ 图像的灰度级取 $0, 1, \dots, L-1$, 定义像素点 (m, n) 的邻域平均灰度级为 $g(m, n) = \frac{1}{W} \sum_{(i,j) \in D} f(i, j)$, 其中 D 一般取像素点 (m, n) 的 8 邻域, W 为邻域 D 中像素个数。

若用 $r(i, j)$ 表示(灰度级 f , 邻域平均灰度级 g)对出现的频数 $[0 \leq r(i, j) \leq M \times N]$, 可定义 $p(i, j)$

是(灰度级,邻域平均灰度级)的联合概率: $p(i,j) = \frac{r(i,j)}{M \times N}, i, j = 0, 1, \dots, L-1$ 。这样, $\{p(i,j)\}$ 即为图像的二维直方图。

假设阈值向量 (t,s) 将二维直方图分为 4 个区域,如图 1 所示。区域 0 和背景对应,区域 1 和目标对应,而区域 2 和区域 3 表示边界点和噪声点。由于噪声点和边界点与整幅图像的像素点相比,数量很少,可假定在区域 2 和区域 3 上,所有的 $p(i,j) \approx 0$ 。一般情况下 $p(i,j) \neq 0$ 的统计值为 $0.98 \sim 0.995$ 。

图像中背景和目标的概率 $\omega_b(t,s), \omega_o(t,s)$

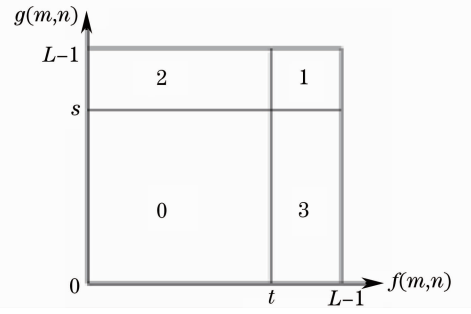


图 1 图像二维直方图的四个区域

Fig. 1 Four regions of 2-D histogram of image

及灰度级均值 $\mu_{bi}(t,s), \mu_{bj}(t,s), \mu_{oi}(t,s), \mu_{oj}(t,s)$ 为

$$\begin{cases} \omega_b(t,s) = \sum_{i=0}^t \sum_{j=0}^s p(i,j) \approx \omega_b(t, L-1) = \sum_{i=0}^t h(i) \text{ or } \omega_b(t,s) \approx \omega_b(L-1, s) = \sum_{j=0}^s \omega(j) \\ \omega_o(t,s) = \sum_{i=t+1}^{L-1} \sum_{j=s+1}^{L-1} p(i,j) = 1 - \omega_b(t,s) \end{cases}, \quad (6)$$

式中 $h(i) = \sum_{j=0}^{L-1} p(i,j), \omega(j) = \sum_{i=0}^{L-1} p(i,j)$ 。

$$\begin{cases} \mu_{bi}(t,s) = \frac{1}{\omega_b(t,s)} \sum_{i=0}^t \sum_{j=0}^s ip(i,j) \approx \frac{1}{\omega_b(t, L-1)} \sum_{i=0}^t \sum_{j=0}^{L-1} ip(i,j) \triangleq \mu_{bi}(t), \\ \mu_{bj}(t,s) = \frac{1}{\omega_b(t,s)} \sum_{i=0}^t \sum_{j=0}^s jp(i,j) \approx \frac{1}{\omega_b(L-1, s)} \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^s jp(i,j) \triangleq \mu_{bj}(s). \end{cases} \quad (7)$$

$$\begin{cases} \mu_{oi}(t,s) = \frac{1}{\omega_o(t,s)} \sum_{i=t+1}^{L-1} \sum_{j=s+1}^{L-1} ip(i,j) \approx \frac{1}{\omega_o(t,0)} \sum_{i=t+1}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} ip(i,j) \triangleq \mu_{oi}(t), \\ \mu_{oj}(t,s) = \frac{1}{\omega_o(t,s)} \sum_{i=t+1}^{L-1} \sum_{j=s+1}^{L-1} jp(i,j) \approx \frac{1}{\omega_o(0,s)} \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=s+1}^{L-1} jp(i,j) \triangleq \mu_{oj}(s). \end{cases} \quad (8)$$

(6)式~(8)式可按下列递推方式实现:

$$\omega_b(t, L-1) = \omega_b(t-1, L-1) + h(t) \text{ or } \omega_b(L-1, s) = \omega_b(L-1, s-1) + \omega(s),$$

$$\begin{cases} \mu_{bi}(t) = \frac{1}{\omega_b(t, L-1)} \left[\omega_b(t-1, L-1) \mu_{bi}(t-1) + \sum_{j=0}^{L-1} tp(t, j) \right] \\ \mu_{bj}(s) = \frac{1}{\omega_b(L-1, s)} \left[\omega_b(L-1, s-1) \mu_{bj}(s-1) + \sum_{i=0}^{L-1} sp(i, s) \right] \end{cases},$$

$$\begin{cases} \mu_{oi}(t) = \frac{1}{\omega_o(t,0)} \left[\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} ip(i,j) - \omega_b(t, L-1) \mu_{bi}(t) \right] \\ \mu_{oj}(s) = \frac{1}{\omega_o(0,s)} \left[\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} jp(i,j) - \omega_b(L-1, s) \mu_{bj}(s) \right] \end{cases},$$

背景和目标的类内平均绝对差 $d_b(t,s), d_o(t,s)$ 分别为

$$\begin{aligned} d_b(t,s) &= \frac{1}{\omega_b(t,s)} \sum_{i=0}^t \sum_{j=0}^s [|i - \mu_{bi}(t,s)| + |j - \mu_{bj}(t,s)|] p(i,j) = \\ &= \frac{1}{\omega_b(t,s)} \left[\sum_{i=0}^t |i - \mu_{bi}(t,s)| \sum_{j=0}^s p(i,j) + \sum_{j=0}^s |j - \mu_{bj}(t,s)| \sum_{i=0}^t p(i,j) \right] \approx \\ &= \frac{1}{\omega_b(t,s)} \left[\sum_{i=0}^t |i - \mu_{bi}(t)| h(i) + \sum_{j=0}^s |j - \mu_{bj}(s)| \omega(j) \right], \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 d_o(t,s) &= \frac{1}{\omega_o(t,s)} \sum_{i=t+1}^{L-1} \sum_{j=s+1}^{L-1} [|i - \mu_{oi}(t,s)| + |j - \mu_{oj}(t,s)|] p(i,j) = \\
 &= \frac{1}{\omega_o(t,s)} \left[\sum_{i=t+1}^{L-1} |i - \mu_{oi}(t,s)| \sum_{j=s+1}^{L-1} p(i,j) + \sum_{j=s+1}^{L-1} |j - \mu_{oj}(t,s)| \sum_{i=t+1}^{L-1} p(i,j) \right] \approx \\
 &= \frac{1}{\omega_o(t,s)} \left[\sum_{i=t+1}^{L-1} |i - \mu_{oi}(t)| h(i) + \sum_{j=s+1}^{L-1} |j - \mu_{oj}(s)| w(j) \right].
 \end{aligned}$$

将一维阈值选取公式推广到二维,得

$$\Phi(t,s) = \frac{|\omega_b(t,s) - \omega_o(t,s)|}{\omega_b(t,s)d_b(t,s) + \omega_o(t,s)d_o(t,s)}. \quad (9)$$

当准则函数 $\Phi(t,s)$ 取最大值时获得最佳阈值向量,即

$$(t,s)^* = \arg \max_{0 \leq t,s \leq L-1} \Phi(t,s). \quad (10)$$

由于基于二维直方图的阈值选取方法计算量较大,故利用混沌变异小生境粒子群算法搜索最佳阈值向量。

3 二维阈值选取的混沌小生境粒子群算法

3.1 基本粒子群算法

设在 n 维解空间中,每个粒子 i 有位置 $\mathbf{X}_i = (X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{in})$ 和速度 $\mathbf{V}_i = (V_{i1}, V_{i2}, \dots, V_{in})$,前者表示问题的解,对应的目标函数值 fit_i 作为评价该粒子优劣程度的适应度;后者表示粒子从当前位置移动到下一个位置的速度大小。算法首先对粒子群进行初始化,然后通过迭代方式在解空间中寻找最优解。假设在第 t 次迭代时刻,粒子 i 的最优解为 $\alpha_{pi}(t)$,称为个体极值,整个粒子群的最优解为 $\alpha_g(t)$,称为全局极值。在 $t+1$ 时刻,按(11)式更新自己的速度:

$$\mathbf{V}_i(t+1) = \omega \mathbf{V}_i(t) + c_1 r_1 [\alpha_{pi}(t) - \mathbf{X}_i(t)] + c_2 r_2 [\alpha_g(t) - \mathbf{X}_i(t)]. \quad (11)$$

然后以速度 $\mathbf{V}_i(t+1)$ 移动到下一个位置,即

$$\mathbf{X}_i(t+1) = \mathbf{X}_i(t) + \mathbf{V}_i(t+1), \quad (12)$$

式中 t 表示当前迭代次数,学习因子 $c_1 = c_2 = 2$; r_1, r_2 是均匀分布在 $(0,1)$ 上的随机数;惯性因子 ω 设为: $\omega = \omega_{\max} - t \times (\omega_{\max} - \omega_{\min}) / t_{\max}$ 。式中 t_{\max} 表示总迭代次数, ω_{\max} 和 ω_{\min} 分别表示最大和最小惯性因子,本文 $\omega_{\max} = 0.95, \omega_{\min} = 0.4$ 。迭代更新过程中,粒子的速率限制在 $[V_{\min}, V_{\max}]$, $V_{\min} = -V_{\max} = -8$ 。位置限制在允许范围内,最后输出的 α_g 为全局最优解。

3.2 基于混沌变异的小生境粒子群算法

基本粒子群算法实现简单,需要确定的参数少,

但它容易陷入局部极值,搜索精度还不够高。结合小生境策略全局优化与变尺度混沌变异精细搜索两者优点的混沌小生境粒子群算法,可避免算法早熟,保证搜索精度。

本文使用的混沌映射 Logistic 迭代方程为

$$\beta_j^{k+1} = \mu \beta_j^k (1 - \beta_j^k), \quad k = 1, 2, \dots,$$

$$\beta_j \in (0,1), \quad \beta_j \neq 0.25, 0.5, 0.75 \quad (13)$$

在迭代过程中,按下列方程对每个小生境种群中的最优个体 $\alpha_{pi}(t) = [X_1, X_2, \dots, X_j, \dots, X_n]$ 进行混沌迭代变异:

$$\begin{cases} p_c = X_{j,\min} + \beta_j^{k+1} (X_{j,\max} - X_{j,\min}) \\ X_j^{k+1} = (1 - \lambda_g) X_j^k + \lambda_g p_c \end{cases}, \quad (14)$$

式中 λ_g 称为收缩因子,它决定了变量 X_j 的变异空间,由(15)式得到

$$\lambda_g = 1 - [(g-1)/g]^u, \quad (15)$$

式中 g 为粒子群的进化代数, u 用于控制收缩速度,本文中 $u = 2$ 。

现利用基于混沌变异的小生境粒子群算法搜索最佳阈值,算法具体步骤如下:

1) 初始化小生境粒子种群。随机产生 m 个粒子,并分成 n 个子种群。像素灰度级及像素邻域平均灰度级构成向量作为每个粒子的位置,粒子速度在 $[V_{\min}, V_{\max}]$ 上随机产生;

2) 根据(9)式计算每个粒子的适应度,找出每个小生境种群中的最优粒子和全局最优粒子;

3) 计算两个粒子种群最优个体 $\alpha_{pi}(t)$ 与 $\alpha_{pj}(t)$ 之间的距离 d_{ij} 。若 $d_{ij} < R_{\text{niche}}$ (小生境半径,本文取为 $10\sqrt{2}$),比较两个小生境最优个体的适应度,低者置零,高者保持不变。对置零的最优个体重新初始化,并在其所在的小生境内重新选择最优个体,直至任意两个小生境最优个体之间的距离 $d_{ij} \geq R_{\text{niche}}$;

4) 如果迭代次数达到预定值,则对最劣小生境子种群进行更新初始化;

5) 按(14)式对所有小生境最优个体的位置进行变尺度混沌变异,进一步提高搜索精度;

6) 更新每个粒子的位置和速度;

7) 如果满足结束条件,则停止迭代,输出最佳

阈值向量,并对图像进行阈值分割,否则转 2)。

4 实验结果与分析

为了验证所提出算法的有效性,进行了大量实验。首先将本文一维阈值选取方法同二维阈值选取方法作比较,说明二维阈值选取方法的优越性;其次将本文提出的基于类内绝对差、背景与目标面积差及混沌小生境粒子群优化的二维阈值选取方法与二维 Fisher 方法、基于粒子群的二维 Otsu 方法及二

维最大熵方法进行比较,说明本文方法更适合于红外目标图像的分割。因篇幅有限,现选取其中 6 幅图像作为例子加以说明。

图 2(a)为有噪声的红外飞机图像;图 2(b)是基于类内绝对差及背景与目标面积差的一维阈值选取方法分割结果,抗噪性较差;图 2(c)是本文二维阈值选取方法分割结果,抗噪性明显优于一维方法。

如图 3 所示,从上到下依次为多目标红外图像、多架飞机红外图像、单架飞机红外图像、信噪比较高

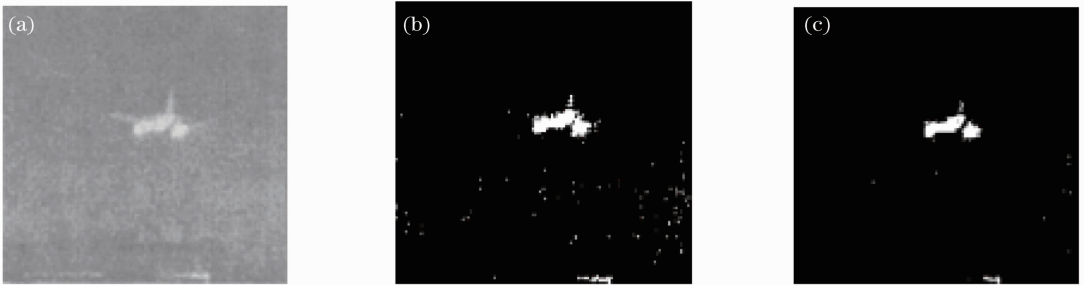


图 2 有噪声的红外飞机图像。(a)原始图像;(b)一维阈值分割方法;(c)二维阈值分割方法

Fig. 2 Noisy infrared aircraft image. (a) original image; (b) 1-D thresholding method; (c) 2-D thresholding method

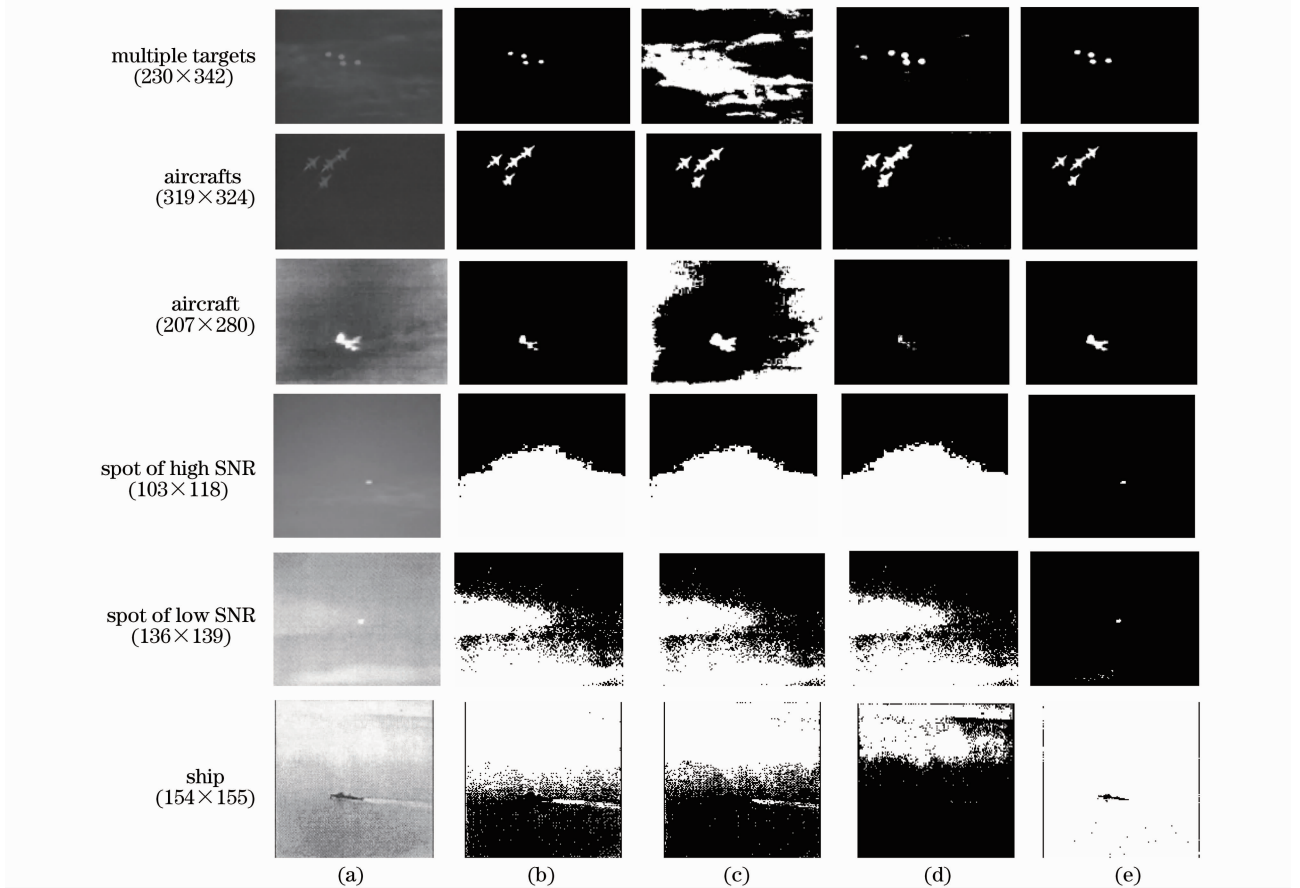


图 3 不同目标红外图像。(a)原始图像;(b)二维 Fisher 方法;(c)二维 Otsu 方法;(d)二维最大熵方法;(e)本文方法

Fig. 3 Infrared image of different targets. (a) original image; (b) 2-D Fisher; (c) 2-D Otsu; (d) 2-D maximum entropy;

(e) method of this paper

的斑点状目标图像、信噪比较低的斑点状目标图像和红外舰船图像;从(a)~(e)依次为原始图像及二维 Fisher 方法、二维 Otsu 方法、二维最大熵方法和本文方法分割后的二值图像。由图中可以获取以下信息: 1) 多目标红外图像的背景像素灰度分布不均匀, 二维 Otsu 方法不能将目标分割出来; 二维最大熵方法有部分噪声没有去除, 且存在目标粘接现象; 二维 Fisher 方法分割后图像中的目标变小; 本文方法能较好地将目标分割出来。2) 多架飞机红外图像的背景和目标较均匀, 二维最大熵方法仍有部分噪声没有去除; 二维 Otsu 方法将少量背景误分为目标, 目标区域变大; 二维 Fisher 方法和本文方法能较好地将目标形状提取出来。3) 对于单架飞机红外图像, 二维 Fisher 方法分割出来的目标区域明显变小; 二维最大熵方法的分割结果严重失真; 二维 Otsu 方法由于目标区域和背景区域的面积相差太大而导致目标分割失败; 本

文方法则能较好地将目标分割出来。4) 对于信噪比较高或较低的斑点状目标红外图像以及背景较复杂的红外舰船图像, 本文方法能将目标分割出来, 而其它三种方法则完全不能分割。

为了便于比较, 针对上述图像的所有实验均是在 Intel Celeration(R) CPU 2.93 GHz, 504 MB 内存, Matlab 7.0 环境中进行的, 图像分割的最佳阈值及运行时间如表 1 所示。其中, PSO 和 NCPSO 的粒子个数为 20, 迭代次数为 50, NCPSO 的种群个数为 5。每迭代 10 次, 对最劣小生境子种群进行更新初始化。分析表 1 中的数据可以看出, 与二维 Fisher 方法、基于粒子群的二维 Otsu 方法和二维最大熵方法相比, 本文方法由于采用小生境策略全局优化与变尺度混沌变异精细搜索, 在算法中引入种群淘汰策略, 避免了算法早熟, 在保证搜索精度的同时运算时间大幅度减少。

表 1 图像分割的最佳阈值及运行时间(时间单位:s)

Table 1 Optimal threshold and running time of image segmentation (time unit:s)

Image		Infrared image of targets	Infrared image of aircrafts	Infrared image of aircraft	Spot target of high SNR	Spot target of low SNR	Infrared ship image
2-D Fisher	optimal threshold	113	77	240	122	196	196
	running time	0.813	0.763	0.635	0.373	0.434	0.418
2-D Otsu ^[21]	optimal threshold	75	71	115	122	198	206
	running time	3.595	3.075	3.014	2.859	5.221	3.489
2-D maximum entropy ^[22] method of this paper	optimal threshold	87	63	253	121	197	236
	running time	7.269	7.124	7.601	7.066	7.444	7.157
this paper	optimal threshold	100	78	205	174	247	97
	running time	0.720	0.668	0.558	0.301	0.363	0.371

图像分割方法的性能评价依赖其测试图像。为了进一步说明本文方法的有效性, 现按目标像素所占整幅图像的比例不同, 选取三类红外目标图像各 100 frame, 对上述四种图像分割方法的可靠性进行测试, 并在表 2 中给出了三类测试图像的分割成功率。由表 2 可知, 二维 Otsu 方法对目标与背景大小比例悬殊的图像, 性能极差; 二维 Fisher 方法和二维最大熵方法受目标与背景大小比例的影响相对较小, 但性能远不及本文方法。

表 2 四种图像分割方法的成功率(%)

Table 2 Success rate of four image segmentation methods(%)

Object size	2-D Fisher	2-D Otsu ^[21]	2-D maximum entropy ^[22]	method of this paper
0.01%~0.1%	53	6	42	82
0.1%~1%	60	20	72	88
1%~10%	75	36	80	92

5 结 论

实验表明, 基于类内绝对差、背景与目标面积差及混沌小生境粒子群的红外图像分割方法能适应红外图像背景与目标面积相差很大的特点, 可有效分割目标较小的红外图像和斑点状红外小目标图像, 分割出来的图像目标边界形状准确, 抗噪性较好; 采用的混沌小生境粒子群算法在保证搜索精度的同时大大降低了二维空间的搜索代价, 提高了运行速度; 与二维 Fisher 方法、基于粒子群的二维 Otsu 方法和二维最大熵方法相比, 本文方法在分割效果和运算时间上都具有明显的优势。

参 考 文 献

- 1 Guan Zhiqiang, Chen Qian, Qian Weixian *et al.*. An adaptive background adjusting algorithm for dim target detection[J]. *Acta Optica Sinica*, 2007, **27**(12): 2163~2168
- 管志强, 陈 钱, 钱惟贤 等. 一种背景自适应调整的弱点目标探测算法[J]. *光学学报*, 2007, **27**(12): 2163~2168

- 2 Yao Yuhong, Li Yanfeng, Liu Bowen *et al.*. Analysis of real photonic crystal fibers by finite-difference frequency-domain method combined with digital image processing[J]. *Acta Optica Sinica*, 2008, **28**(7): 1384~1389
姚宇宏, 栗岩锋, 刘博文等. 基于图像处理的频域有限差分法用于实际光子晶体光纤的研究[J]. *光学学报*, 2008, **28**(7): 1384~1389
- 3 Sun Zhihong, Peng Zhitao, Liu Hua *et al.*. Calculated methods of high power laser near field parameters[J]. *Chinese J. Lasers*, 2008, **35**(4): 544~548
孙志红, 彭志涛, 刘 华等. 高功率激光近场空域计算方法[J]. *中国激光*, 2008, **35**(4): 544~548
- 4 Yuan Jiali, Liu Ruihua, Gao Xuan *et al.*. Preprocessing technology of retina optical coherence tomography image[J]. *Acta Optica Sinica*, 2007, **27**(3): 419~423
苑佳丽, 刘瑞华, 高 旋等. 视网膜光学相干层析图像的预处理方法[J]. *光学学报*, 2007, **27**(3): 419~423
- 5 Nie Shouping, Wang Ming, Liu Feng. Image segmentation algorithm study for low contrast image[J]. *Chinese J. Lasers*, 2004, **31**(1): 89~91
聂守平, 王 鸣, 刘 峰. 低对比度图像分割算法研究[J]. *中国激光*, 2004, **31**(1): 89~91
- 6 Guo Haitao, Tian Tan, Wang Lianyu *et al.*. Image segmentation using the maximum entropy of the two-dimensional bound histogram[J]. *Acta Optica Sinica*, 2006, **26**(4): 506~509
郭海涛, 田 坦, 王连玉等. 利用二维属性直方图的最大熵的图像分割方法[J]. *光学学报*, 2006, **26**(4): 506~509
- 7 Zhou Xian, Liu Yilun. A study of automatic extraction method of defects on X image [J]. *Acta Optica Sinica*, 2006, **26**(7): 1016~1020
周 贤, 刘义伦. X光图像中缺陷的自动提取方法研究[J]. *光学学报*, 2006, **26**(7): 1016~1020
- 8 Wu Yiquan, Zhu Zhaoda. 30 Years (1962 ~ 1992) of the developments in threshold selection methods in image processing (1) [J]. *J. Data Acquisition & Processing*, 1993, **8**(3): 193~201
吴一全, 朱兆达. 图像处理中阈值选取方法 30 年(1962~1992)的进展(一) [J]. *数据采集与处理*, 1993, **8**(3): 193~201
- 9 Wu Yiquan, Zhu Zhaoda. 30 Years (1962 ~ 1992) of the developments in threshold selection methods in image processing (2) [J]. *J. Data Acquisition & Processing*, 1993, **8**(4): 268~282
吴一全, 朱兆达. 图像处理中阈值选取方法 30 年(1962~1992)的进展(二) [J]. *数据采集与处理*, 1993, **8**(4): 268~282
- 10 N. Otsu. A threshold selection method from gray-level histogram [J]. *IEEE Trans. Syst. Man and Cybernetics*, 1979, **9**(1): 62~66
- 11 J. N. Kapur, P. K. Sahoo, A. K. C. Wong. A new method for grey-level picture thresholding using the entropy of the histogram [J]. *Comput. Vision, Graphics and Image Process.*, 1985, **29**(1): 273~285
- 12 Chen Guo. The Fisher criterion function method of image thresholding [J]. *Chinese J. Scientific Instrument*, 2003, **24**(6): 564~567
陈 果. 图像阈值分割的 Fisher 准则函数法[J]. *仪器仪表学报*, 2003, **24**(6): 564~567
- 13 Liu Jianzhuang, Li Wenqing. Automatic thresholding using the Otsu algorithm based on the two-dimensional gray image [J]. *Acta Automatica Sinica*, 1993, **19**(1): 101~105
刘健庄, 栗文青. 灰度图像的二维 Otsu 自动阈值分割法[J]. *自动化学报*, 1993, **19**(1): 101~105
- 14 A. S. Abutaleb. Automatic thresholding of gray-level picture using two-dimensional entropy [J]. *Comput. Vision, Graphics and Image Process.*, 1989, **47**(1): 22~32
- 15 Gong Jian, Li Liyuan, Chen Weinan. Fast recursive algorithms for two-dimensional thresholding [J]. *Pattern Recognit.*, 1998, **31**(3): 295~300
- 16 Jing Xiaojun, Cai Anni, Sun Jingao. Image segmentation based on 2D maximum between-cluster variance[J]. *J. China Institute of Communications*, 2001, **22**(4): 71~76
景晓军, 蔡安妮, 孙景鳌. 一种基于二维最大类间方差的图像分割算法[J]. *通信学报*, 2001, **22**(4): 71~76
- 17 Wu Yiquan, Pan Zhe. The image thresholding algorithm based on minimum within-cluster absolute difference and maximum difference [J]. *Signal Processing*, 2008, **24**(6): 943~946
吴一全, 潘 喆. 基于最小类内绝对差和最大差的图像阈值分割[J]. *信号处理*, 2008, **24**(6): 943~946
- 18 Xie Kaigui, Song Qiankun, Zhou Jiaqi. A linear regress model based on least-absolute criteria [J]. *Journal of System Simulation*, 2002, **14**(2): 189~192
谢开贵, 宋乾坤, 周家启. 最小一乘线性回归模型研究[J]. *系统仿真学报*, 2002, **14**(2): 189~192
- 19 Jiang Jiancheng, Xu Yihong, Zheng Zhongguo. Robust goodness-of-fit test of AR(p) model based on L-1 norm fitting [J]. *Science in China (Series A)*, 1998, **28**(11): 972~980
蒋建成, 许溢宏, 郑忠国. 基于 L-1 范数拟合的 AR(p)模型的稳健的拟合优度检验[J]. *中国科学 A 辑*, 1998, **28**(11): 972~980
- 20 Chen Xiru, Bai Zhidong, Zhao Lincheng *et al.*. The asymptotic normality of the least absolute deviation in linear model [J]. *Science in China (Series A)*, 1990, (5): 449~463
陈希孺, 白志东, 赵林城等. 线性模型中最小一乘估计的渐近正态性[J]. *中国科学 A 辑*, 1990, (5): 449~463
- 21 Tang Yinggan, Liu Dong, Guan Xinping. Fast image segmentation based on particle swarm optimization and two-dimension Otsu method [J]. *Control and Decision*, 2007, **22**(2): 202~205
唐英干, 刘 冬, 关新平. 基于粒子群和二维 Otsu 方法的快速图像分割[J]. *控制与决策*, 2007, **22**(2): 202~205
- 22 Du Feng, Shi Wenkang, Deng Yong *et al.*. Fast infrared image segmentation method [J]. *J. Infrared and Millimeter Waves*, 2005, **24**(3): 370~373
杜 峰, 施文康, 邓 勇等. 一种快速红外图像分割方法[J]. *红外与毫米波学报*, 2005, **24**(3): 370~373
- 23 Du Feng, Shi Wen kang, Deng Yong *et al.*. Infrared image segmentation with 2D maximum entropy method based on particle swarm optimization [J]. *Pattern Recognit. Lett.*, 2005, **26**: 597~603
- 24 Jia Dongli, Zhang Jiashu. Niche particle swarm optimization combined with chaotic mutation [J]. *Control and Decision*, 2007, **22**(1): 117~120
贾东立, 张家树. 基于混沌变异的小生境粒子群算法[J]. *控制与决策*, 2007, **22**(1): 117~120