

基于新模糊准则与 DE 算法的红外人体图像分割*

聂方彦^{1,2}, 高 潮², 郭永彩²

(1. 湖南文理学院 计算机学院, 湖南 常德 415000; 2. 重庆大学 光电技术及系统教育部重点实验室, 重庆 400030)

摘要: 人体目标的抽取是红外人体图像处理的基础, 为了有效获取红外图像中的人体目标, 提出了一种新的图像阈值化方法。首先在对模糊熵方法本质分析的基础上, 通过参数变换定义了一种新的最小化模糊准则, 然后将差分演化(differential evolution, DE)算法与新模糊准则相结合用于快速、有效地获取最佳阈值, 最后在真实红外人体图像上与其他方法进行了对比实验。实验结果表明, 所提出的方法不仅能得到理想的分割结果, 而且 CPU 耗时也较少, 满足实时性处理要求。

关键词: 图像分割; 红外人体目标抽取; 模糊准则; 差分演化

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2010)04-1594-04

doi: 10.3969/j.issn.1001-3695.2010.04.0112

Infrared human image segmentation based on new fuzzy criterion and DE algorithm

NIE Fang-yan^{1,2}, GAO Chao², GUO Yong-cai²

(1. College of Computer, Hunan University of Arts & Science, Changde Hunan 415000, China; 2. Key Laboratory of Optoelectronic Technology & Systems of the Education Ministry of China, Chongqing University, Chongqing 400030, China)

Abstract: The extraction of human target is the foundation of infrared human image processing. In order to obtain the human target from infrared image effectively, this paper proposed a novel thresholding method. Firstly, defined a new minimum fuzzy criterion through parameter transformation based on the analysis of the essence of maximum fuzzy entropy method. Then, combined the new criterion with differential evolution algorithm for obtain optimal threshold. Finally, tested the new method on real infrared images with other methods. Experimental results show that the proposed method not only can obtain ideal segmentation results but also the CPU time-consuming is lower, and it is suitable for real time application.

Key words: image segmentation; infrared human target extraction; fuzzy criterion; differential evolution

图像分割的目的是将目标和背景分离, 为目标检测、识别等后续处理提供依据, 其结果直接影响到后面的信息处理过程。如何快速、有效地将感兴趣的目标从复杂的背景中分离出来一直是国内外研究的热点^[1,2]。在基于红外图像的应用中, 目前把人体目标作为研究对象正成为一个热点问题, 如基于红外图像的人体目标检测与跟踪等^[3]。对红外图像进行处理, 其基础是红外图像的分割, 只有把候选目标(感兴趣目标)先分离出来才能进行下一步的有效工作。由于红外图像的独特成像特性, 红外人体目标在图像中的灰度范围小于可见光图像, 且图像具有成像质量差、分辨率低、清晰度不够好、对比度低、特征点少、纹理信息缺乏等特点, 因此与可见光图像相比, 红外人体图像更加复杂, 要实现目标与背景的有效分离更困难^[3]。

熵是平均信息量的表征, 自 20 世纪 80 年代初 Pun^[4]把信息论中的熵引入图像阈值选取, 熵原理图像分割方法得到了极大的发展。在红外图像分割中, 二维熵与模糊熵方法得到了有效应用^[5,6]。二维熵方法考虑了图像的空间位置信息, 因此分割效果比一维熵效果要好, 但由于该方法涉及到图像二维熵的计算, 其计算量比一维熵要高几个数量级, 所以影响了这种方法的实时应用。模糊熵方法考虑了图像的固有模糊性, 在红外图像的分割中取得了明显比传统熵方法要好的效果^[6]。在图

像模糊熵最佳阈值选取过程中, 由于需对模糊隶属度函数参数进行优化, 其计算复杂度为 L 的指数级, 其中 L 表示图像的最大灰度级数, 所以计算量也非常大, 文献[6]采用了蚁群优化算法以快速获取最佳阈值。

差分演化(differential evolution, DE)算法^[7]是一种新型的基于群体智能理论的演化计算技术, 通过群体内个体间的合作与竞争产生的群体智能指导优化搜索。DE 算法特有的记忆能力使其可以动态跟踪当前的搜索情况, 以调整搜索策略, 具有较强的全局收敛能力及鲁棒性, 且其操作复杂性比遗传算法、粒子群优化算法、蚁群优化算法要低, 所以近年来 DE 算法在许多领域得到了应用^[8,9]。

本文通过对模糊熵方法的本质分析, 定义了一种新的模糊准则, 并把这种新准则与差分演化算法相结合用于红外人体图像的分割。

1 图像阈值分割

1.1 最大模糊熵阈值分割

结合模糊集理论与信息熵原理, 有多名学者提出了模糊熵图像阈值化方法, 如 Cheng 等人^[10]的模糊熵方法、Tao 等人^[6]

收稿日期: 2009-07-20; **修回日期:** 2009-08-28 **基金项目:** 国家教育部科学技术研究重点资助项目(108174); 重庆市自然科学基金资助项目(CSTC, 2008BB3169); 湖南文理学院优秀青年资助项目

作者简介: 聂方彦(1977-), 男, 湖南怀化人, 讲师, 博士研究生, 主要研究方向为图像处理、模式识别、计算机视觉(niefyan@163.com); 高潮(1959-), 男, 山西柳林人, 教授, 博导, 博士, 主要研究方向为测控技术及仪器、图像获取及处理; 郭永彩, 女, 重庆人, 教授, 博导, 博士, 主要研究方向为数字信号处理、光电测控技术、智能仪器。

的模糊熵方法。在模糊熵方法中,应用模糊隶属度函数把图像直方图信息转换到模糊域,然后在图像直方图模糊域定义相应的模糊熵,最后根据最大熵原则确定最佳阈值。

设 I 是一幅大小为 $M \times N$ 的灰度图像, $I(x, y)$ 代表像素 (x, y) 的灰度值,其范围为 $\{0, 1, \dots, L-1\}$, 其中 $L-1$ 表示图像最大灰度级数,则图像的直方图可表示为 $h_l = n_l / (M \times N)$ 。其中 n_l 表示图像中灰度级为 l 的像素个数。在图像分割中,假设图像中包含的信息可分为两类,一类为目标 O , 一类为背景 B 。应用模糊隶属度函数把图像转换到模糊域,设对应于目标 O 与背景 B 的隶属度函数分别为 μ_o 与 μ_b , 则可得到目标及背景灰度级在模糊域的分布: $P(O): \mu_o(l)h_l$ 及 $P(B): \mu_b(l)h_l$, 其中 $l=0, \dots, L-1$ 。

令 $p_o = \sum_{l=0}^{L-1} \mu_o(l)h_l, P_B = \sum_{l=0}^{L-1} \mu_b(l)h_l, p_o(l) = (\mu_o(l)h_l) / p_o,$
 $p_b(l) = (\mu_b(l)h_l) / p_b$, 显然这里有 $\sum_{l=0}^{L-1} p_o(l) = 1, \sum_{l=0}^{L-1} p_b(l) = 1$ 。此时图像目标与背景的模糊熵可分别定义为

$$H_O = - \sum_{l=0}^{L-1} p_o(l) \times \ln(p_o(l))$$

$$H_B = - \sum_{l=0}^{L-1} p_b(l) \times \ln(p_b(l))$$

这样得到的图像总模糊熵为

$$H = H_O + H_B = - \sum_{l=0}^{L-1} p_o(l) \times \ln(p_o(l)) - \sum_{l=0}^{L-1} p_b(l) \times \ln(p_b(l)) \quad (1)$$

根据最大熵原则,要获得最佳阈值则必须最大化图像的总模糊熵,也即

$$t^* = \arg \max H \quad (2)$$

1.2 新模糊准则阈值分割

从 1.1 节可以看出,应用最大模糊熵原则求取最佳阈值的过程可转换为一个等式约束的函数优化问题,即

$$\begin{cases} H = \max \{ - \sum_{l=0}^{L-1} p_o(l) \times \ln(p_o(l)) - \sum_{l=0}^{L-1} p_b(l) \times \ln(p_b(l)) \} \\ \sum_{l=0}^{L-1} p_o(l) = 1, \sum_{l=0}^{L-1} p_b(l) = 1 \end{cases} \quad (3)$$

对上述等式约束问题可采用 Lagrange 乘法法求解,定义式 (3) 的 Lagrange 函数为

$$f(l, \lambda, \eta) = \sum_{l=0}^{L-1} p_o(l) \times \ln(p_o(l)) + \sum_{l=0}^{L-1} p_b(l) \times \ln(p_b(l)) + \lambda (\sum_{l=0}^{L-1} p_o(l) - 1) + \eta (\sum_{l=0}^{L-1} p_b(l) - 1) \quad (4)$$

在上式中分别对 $p_o(l), p_b(l)$ 求导,并令该导数值为 0 得

$$\begin{cases} \frac{\partial f}{\partial p_o(l)} = \ln(p_o(l)) + 1 + \lambda = 0 \\ \frac{\partial f}{\partial p_b(l)} = \ln(p_b(l)) + 1 + \eta = 0 \end{cases} \quad l=0, \dots, L-1 \quad (5)$$

所以

$$\begin{cases} p_o(l) = e^{-(\lambda+1)} \\ p_b(l) = e^{-(\eta+1)} \end{cases} \quad l=0, \dots, L-1 \quad (6)$$

把式 (6) 代入式 (3) 中得 $e^{-(\lambda+1)} = e^{-(\eta+1)} = 1/L$, 所以 $p_o(l) = p_b(l) = 1/L$ 。从这里可以看出,利用模糊熵方法进行图像阈值分割,当把图像转换到模糊域所得的目标与背景的灰度级模糊分布趋向于等分布时就能得到最佳阈值,故模糊熵图像阈值化方法是一种概率等分布方法。由此本文定义了一种新的用于图像阈值分割的模糊准则,即

$$t^* = \arg \min \{ \sum_{l=0}^{L-1} (p_o(l) - (1/L))^2 + \sum_{l=0}^{L-1} (p_b(l) - (1/L))^2 \} \quad (7)$$

1.3 模糊隶属度函数

把一幅图像映射到一个模糊域,根据模糊集理论有多种函

数可供选择,如三角函数、Z-函数、S-函数以及 π -函数等。Murthy 等人的研究指出^[11],利用模糊方法对图像进行阈值分割,获得的最佳阈值不仅与隶属度函数窗宽有关,还与隶属度函数的分布特性有关。Z-函数与 S-函数具有平滑的分布特性,能够更有效地表达图像过渡区的模糊性,故在本文研究中选择 Z-函数、S-函数作为图像背景与目标区域的模糊隶属度函数,即

$$\mu_B(l) = \begin{cases} 1 & l \leq a \\ 1 - \frac{(l-a)^2}{(c-a)(b-a)} & a < l \leq b \\ \frac{(l-c)^2}{(c-a)(c-b)} & b < l \leq c \\ 0 & l > c \end{cases} \quad (8)$$

$$\mu_O(l) = \begin{cases} 0 & l \leq a \\ \frac{(l-a)^2}{(c-a)(b-a)} & a < l \leq b \\ 1 - \frac{(l-c)^2}{(c-a)(c-b)} & b < l \leq c \\ 1 & l > c \end{cases} \quad (9)$$

其中: l 是图像灰度级,变量 a, b, c 是决定模糊区间形状的参数,满足条件 $0 \leq a \leq b \leq c \leq L-1$ 。当找到一个最佳的模糊区间参数值 (a, b, c) 时,最佳分割阈值可用下式计算得到

$$t^* = \begin{cases} a + \sqrt{(c-a)(b-a)}/2; & (a+c)/2 \leq b \leq c \\ c - \sqrt{(c-a)(c-b)}/2; & a \leq b \leq (a+c)/2 \end{cases} \quad (10)$$

其中: t^* 是两模糊隶属度函数的交叉点。

2 基于 DE 算法的红外人体图像分割

2.1 DE 算法

由 1.3 节可以看出,运用新提出的模糊准则对图像进行分割,其中涉及到三个模糊隶属度函数参数的优化,如采用穷尽法其时间复杂度为 $O(L^3)$,将严重影响该方法的实时应用。为了缩短最佳阈值的获取时间,在本文研究中采用 DE 算法进行阈值寻优。

DE 算法最早由 Storn 和 Price 两人在 1995 年提出^[7],由于其原理简单、受控参数少、易于理解和实现,并能实施随机、并行、直接的全局搜索,所以近年在许多领域得到了广泛的应用。DE 算法是一种基于种群进化的全局优化算法,在进化过程中,首先由父代个体间的差分矢量构成变异算子;接着按一定的概率在父代个体与变异个体之间进行交叉操作,生成一个试验个体;然后在父代个体与试验个体之间根据适应值的大小进行选择操作,选择适应值更优的个体作为子代。下述算法步骤描述了典型的差分演化算法。

- a) 初始化问题种群规模。
- b) 根据适应值函数评估种群中个体的适应值。
- c) 对种群中的每个个体按以下方式更新:
 - (a) 变异,构建捐赠向量 (donor vector);
 - (b) 杂交,构建试验向量 (trial vector);
 - (c) 评估,评估试验向量适应值;
 - (d) 选择,根据试验向量适应值更新当前个体。
- d) 判断算法终止条件是否满足,如满足则算法终止,否则返回 c) 重新迭代。
- e) 把种群中的最优解作为问题的解。

算法中,捐赠向量 D_i ,也即变异向量由下式来创建:

$$D_i^{(t+1)} = X_{r1}^{(t)} + F(X_{best}^{(t)} - X_{r2}^{(t)}) \quad (11)$$

其中: t 表示当前迭代数; X_{r1}, X_{r2} 表示从当前种群中随机选取的两个互不相同的个体, X_{best} 表示当前种群中取得最好适应值的

个体; F 为收缩因子, 是一个取自区间 $[0, 1]$ 的随机数; $(X_{best} - X_2)$ 表示一个差分向量。

实验向量 T_i 可由下式构建:

$$T_{ij}^{(t+1)} = \begin{cases} D_{ij}^{(t+1)} & \text{if } ((\text{rand}_{ij} \leq CR) \text{ or } (j = R)) \\ X_{ij}^{(t)} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

其中: j 表示解向量中的第 j 维分量; CR 是杂交概率; R 是从 $[1, \dots, d]$ 产生的一个随机整数; d 表示解向量的维数; rand_{ij} 表示一个 $[0, 1]$ 的均匀随机小数。

当前个体解的更新方式如下:

$$X_i^{(t+1)} = \begin{cases} T_i^{(t+1)} & \text{if } (f(T_i^{(t+1)}) \text{ 优于 } f(X_i^{(t)})) \\ X_i^{(t)} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (13)$$

其中: $f(\cdot)$ 表示评估函数, 在本文中即式 (7) 所示的函数。

2.2 红外人体图像分割

应用新提出的模糊准则结合 DE 算法对红外人体图像进行阈值分割。首先初始化一个包含有 P 个个体的随机种群, 每个个体的构成方式为 $X_i = (a_i, b_i, c_i)$ 。其中 a, b, c 表示模糊隶属度函数参数, a, b, c 的生成方式为 $g_{\min} + \text{rand}(1, 3) \times (g_{\max} - g_{\min})$ 。其中 g_{\min} 表示图像最小灰度级, g_{\max} 表示最大灰度级; $\text{rand}(1, 3)$ 表示一个包含有三个 $[0, 1]$ 内的均匀随机小数的行向量。生成的随机个体有时并不满足条件 $0 \leq a \leq b \leq c \leq L - 1$, 在这里作如下处理: 对生成的随机个体按升序排序, 把经过排序以后的向量作为符合条件的解参与迭代演化。

初始化种群后, 按照 DE 算法原理对图像进行阈值分割。算法迭代过程中, 根据经验相关参数设置如下:

$$F = 0.5 \times (1 + \text{rand}(0, 1)) \quad (14)$$

$$CR = (CR_{\max} - CR_{\min}) \frac{\text{maxIT} - \text{iter}}{\text{maxIT}} \quad (15)$$

其中: CR_{\max} 、 CR_{\min} 表示最大与最小杂交概率; maxIT 表示允许的最大迭代次数; iter 表示当前迭代数。

3 实验结果与分析

实验用计算机是 Intel (R) Core (TM) 2 Duo CPU T8100 2.10 GHz, 2 GB 内存, 编程语言为 MATLAB (R2007b)。实验中的红外图像取自 IEEE OTCBVS WS Series Bench 标准红外人体图像库^[12]与自拍的红外人体图像集。为了比较算法的鲁棒性, 用两种典型的熵方法与本文所提方法进行了比较。这些方法是 Tao 等人的最大模糊熵方法^[6]以及 Du 等人的二维最大熵方法^[5]。图 1 列出了四幅取自不同场景、不同条件下的用于测试各方法性能的红外人体图像, 其中前两幅为自拍图像, 后两幅是标准集中的图像。



图 1 原始红外人体图像

实验中有关参数设置如下: 算法的种群大小 P 设置为 20; 最大迭代数设置为 100; 最大杂交概率为 0.9, 最小杂交概率为 0.1; 算法收敛准则设置为前后两代的最优解评估函数值之差的绝对值小于某一精度 ε 时, 算法结束运行。图 2~4 分别列出了本文方法、Tao 方法以及 Du 方法对测试图像进行分割时所得的阈值结果。

从各方法的分割结果图像可以看出, 本文方法所得阈值图像中的人体目标轮廓较为完整、光滑; Tao 方法则表现出过分割倾向, 使人体目标出现较明显的断裂, 从而人体目标不完整; 对于 Du 方法, 阈值图像表现出欠分割倾向, 阈值结果除了人体目标外还存在着较多的噪声点, 对于最后一幅图像则根本没有把目标分离出来。

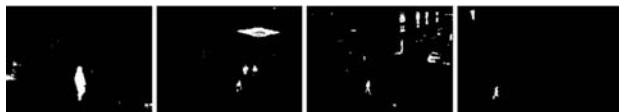


图 2 本文方法分割结果



图 3 Tao 方法的模糊熵方法分割结果

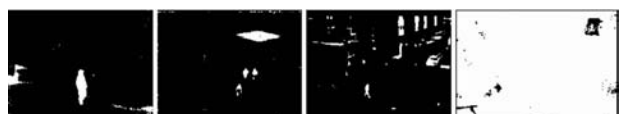


图 4 Du 方法的二维熵方法分割结果

为了更加客观地说明本文方法的有效性, 选择区域灰度一致性 (gray-level uniformity, GU)、区域灰度对比度 (gray-level contrast, GC)^[13] 对该方法进行评判。Levine 等人的研究指出^[14]: 一个好的分割算法应当能使分割区域内部元素具有较高的相似性, 或使相邻的分割区域具有较高的对比度。表 1 列出了图 1 中四幅图像各方法分割所得的最佳阈值、区域一致性值以及区域对比度值。

表 1 各方法阈值结果客观评判标准比较

方法	图像(a)			图像(b)			图像(c)			图像(d)		
	阈值	GU	GC	阈值	GU	GC	阈值	GU	GC	阈值	GU	GC
本文方法	125	0.9915	0.1774	104	0.9702	0.3668	182	0.9581	0.4067	129	0.9930	0.3463
Tao 方法	156	0.9877	0.2262	159	0.9652	0.4445	197	0.9557	0.4266	170	0.9928	0.4097
Du 方法	[120, 118]	0.9914	0.1450	[91, 90]	0.9694	0.3327	[162, 161]	0.9619	0.3751	[197, 63]	0.9946	0.3362

从表 1 可以看出, 应用本文方法与 Du 的二维熵方法能够取得较高的区域一致性值, 这说明本文方法在对图像进行阈值划分时能使分割区域内的像素具有较高的相似性; 在区域对比度评判标准上, Tao 等人的模糊熵方法取得的值最高, 本文方法取得的值介于这三种方法之间。另外大量实验研究也发现, 如果 GU 值太高, 常常表现出对红外人体图像欠分割; 如果 GC 值过高则会对红外人体图像过分割, 本文所提方法在这两种客观评判标准上取得了一种折中的结果。这三种方法对红外人体测试图像的阈值结果也印证了该结论。

红外人体图像处理一般具有较高的实时性能要求。表 2 列出了相比较的各种方法 CPU 处理的时间要求。

表 2 各方法 CPU 时间性能比较

方法	图像(a)	图像(b)	图像(c)	图像(d)
本文方法	0.578 4	0.541 1	0.609 7	0.592 8
Tao 方法	0.634 9	0.567 3	0.674 2	0.631 8
Du 方法	4.451 8	4.559 8	4.605 9	4.378 2

从表 2 可以看出, 本文方法在对各图像的阈值分割过程中所花费的 CPU 时间最少; 由于 Du 方法涉及到图像二维熵的计算, 其 CPU 耗时最长, 在统计 Du 方法 CPU 时间时还没有统计其二维直方图的计算时间, 如果加上该时间, 则总时间将达到 40 s 左右, 故很难将该方法应用于实时需求场合; Tao 方法应

用了蚁群优化(ACO)算法求取最佳阈值,取得了与本文方法大体相当的CPU时间性能,但是ACO算法所需人工设置的参数较多,要找到较优的配置参数通常不是一件简单的事情。图5列出了本文算法对图像(a)进行阈值分割时得到的评估函数收敛曲线图(限于篇幅,其他图像的函数收敛曲线图不再列出)。

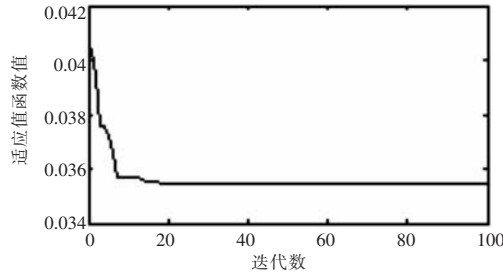


图5 DE阈值分割算法评估函数收敛曲线

在大量图像上的实验结果表明:应用本文方法,当算法迭代20代左右时函数收敛,从图5也可以得出这个结论。所以从表2及图5的分析可以看出,本文方法是满足红外人体图像的实时分割要求的。

4 结束语

由于红外人体图像是一种低信噪比图像,因此实现人体目标与背景的有效分离是一项相当复杂的任务。本文研究在对模糊熵图像阈值方法本质分析的基础上,提出了一种新的用于图像阈值化的模糊准则。为了快速获得图像分割的最佳阈值,本文把差分演化算法与新提出的模糊准则相结合用于红外人体图像分割。实验结果表明,应用本文方法获得的阈值图像较好地实现了人体目标与背景的分离,而且算法的收敛速度也较快,仅需迭代20代左右即可得到最终的阈值图像,满足红外图像处理的实时性要求。本文为红外人体图像分割研究提供了一种新的有效方法。

参考文献:

[1] 黄金杰,盖光建.基于高斯混合模型和Renyi熵的图像分割方法

(上接第1574页)且在迭代过程中,正则参数在某个区域内的值的变化不会对该算法复原的效果产生影响,因此本文方法是稳定的;通过不断缩小步长,本文算法能获得原图像的最优逼近解。与同类算法相比,新算法不仅具有收敛速度快、复原效果好的特点,还在去除噪声的同时,保护了图像的细节。而且在图像降质严重的情况下,新算法仍能取得较好的复原效果,具有较强的实用性。

参考文献:

[1] 苗晴,唐斌兵,周海银.空域中基于正则化技术的有效图像复原算法[J].系统工程,2005,23(11):91-94.
 [2] 邹谋炎.反卷积和信号复原[M].北京:国防工业出版社,2001:1-100.
 [3] GEMAN D, YANG Cheng-da. Nonlinear image recovery with half-quadratic regularization[J]. IEEE Trans on Image Processing, 1995,4(7):932-946.
 [4] KANG M G, KATSAGGELOS A K. General choice of the regularization functional in regularized image restoration[J]. IEEE Trans on Image Processing, 1995,4(5):594-602.
 [5] CHAN T F, WONG C K. Total variation blind deconvolution[J].

[J]. 计算机应用研究,2009,26(4):1542-1551.

- [2] SEZGIN M, SANKUR B. Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation[J]. Journal of Electronic Imaging, 2004,13(1):146-165.
 [3] FANG Ya-jun, KEIICHI Y, YOSHIKI N, et al. A shape-independent method for pedestrian detection with far-infrared images[J]. IEEE Trans on Vehicular Technology, 2004,53(6):1679-1697.
 [4] PUN T. A new method for gray-level picture threshold using the entropy of the histogram[J]. Signal Process, 1980,2(3):223-237.
 [5] DU Feng, SHI Wen-kang, CHEN Liang-zhou, et al. Infrared image segmentation with 2-D maximum entropy method based on particle swarm optimization (PSO)[J]. Pattern Recognition Letters, 2005,26(5):597-603.
 [6] TAO Wen-bing, JIN Hai, LIU Li-man. Object segmentation using ant colony optimization algorithm and fuzzy entropy[J]. Pattern Recognition Letters, 2007,28(7):788-796.
 [7] STORN R, PRICE K. Differential evolution: a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces[J]. Journal of Global Optimization, 1997,11(4):341-359.
 [8] 邓长寿,梁昌勇.求解武器—目标分配问题的混合编码差异演化算法[J].计算机应用研究,2009,26(1):74-76.
 [9] 刘波,王凌,金以慧.差分进化算法研究进展[J].控制与决策,2007,22(7):721-729.
 [10] CHENG H D, CHEN J R, LI Ji-guang. Threshold selection based on fuzzy c-partition entropy approach[J]. Pattern Recognition, 1998,31(7):857-870.
 [11] MURTHY C A, PAL S K. Histogram thresholding by minimizing graylevel fuzziness[J]. Information Sciences, 1992,60(1-2):107-135.
 [12] IEEE OTCBVS WS series bench[DB/OL].(2009-08-02).http://www.cse.ohio-state.edu/otcbvs-bench/bench.html.
 [13] ZHANG Y J. A survey on evaluation methods for image segmentation[J]. Pattern Recognition, 1996,29(8):1315-1346.
 [14] LEVINE M D, NAZIF A. Dynamic measurement of computer generated image segmentations[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1985,7(2):155-164.
 [5] IEEE Trans on Image Processing, 1998,7(3):370-375.
 [6] PERRY S W, GUAN L. Weight assignment for adaptive image restoration by neural networks[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 2000,11(1):156-170.
 [7] WU Xian-jin, WANG Run-sheng, WANG Cheng. Regularized image restoration based on adaptively selecting parameter and operator[C]// Proc of the 17th IEEE International Conference on Pattern Recognition. 2004:662-665.
 [8] 陈武凡,李超,陈和宴.空域中退化图像恢复的有效算法[J].计算机学报,1999,22(12):1267-1271.
 [9] 王光新,王正明,段晓君.基于广义高斯噪声公布模型的迭代正则化图像复原[J].中国图象图形学报,2004,9(8):978-983.
 [10] 吴显金,王润生.基于边缘恢复和伪像消除的正则化图像复原[J].电子与信息学报,2006,28(4):577-581.
 [11] 郭远军,唐治德.一种改进的正则化空域图像复原新方法[J].重庆大学学报,2007,30(1):46-49.
 [12] CHEN Wu-fan, CHEN Ming, ZHOU Jie. Adaptively regularized constrained total least-squares image restoration[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2000,9(4):588-596.