

中图法分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2011)08-1424-05

论文索引信息: 顾鹏, 张玉. 改进的红外图像2维 Otsu 分割算法[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(8): 1424-1428

# 改进的红外图像2维 Otsu 分割算法

顾鹏, 张玉

(解放军电子工程学院信息系, 合肥 230001)

**摘要:** 针对红外图像有别于一般灰度图像的特点, 常用的灰度级-平均灰度级2维直方图区域划分在红外图像分割中效果不佳, 为此提出一种改进的灰度级-梯度2维 Otsu 阈值选取方法, 选取合适的梯度算子, 利用改进的粒子群优化算法寻找分割阈值, 在算法中加入有效判断早熟停滞的方法, 一旦检索到早熟迹象, 便随机改变最优解的任意1维分量值, 使其跳出局部最大, 实现全局寻优过程的快速收敛。仿真实验结果表明, 该算法由于使用新的2维直方图, 分割后的红外图像边界形状准确, 特征细节清晰, 运算速度也得到了有效提高。

**关键词:** 红外图像分割; 阈值选取; 梯度; 2维 Otsu 法; 粒子群优化

## Improved 2D Otsu segmentation algorithm for infrared image

Gu Peng, Zhang Yu

(Information Department, Electronic Engineering Institute, Hefei 230001 China)

**Abstract:** To consider the differences between infrared image and common gray level image, the effects of regional division are not good when the commonly used gray level-average gray level 2D histogram is used in infrared image segmentation. An improved Otsu threshold selection method based on gray level-gradient 2D histogram is proposed in this paper. The appropriate gradient operator is chosen. An improved particle swarm optimization(PSO) algorithm is used to search for the segmentation threshold. An effective method that identifies premature stagnation is embedded to PSO, so once premature stagnation happens, a randomized solution, as a substitute for current optimum, is used for particles to go out of the local optima. The simulation experiments demonstrate that the algorithm proposed in this paper achieves accurate borders and clear details of features after infrared image threshold because of the new 2D histogram. The compute speed is improved effectively.

**Keywords:** infrared image segmentation; threshold selection; gradient; 2D Otsu method; particle swarm optimization(PSO)

## 0 引言

图像分割是图像处理过程中很重要的一个环节, 其目的是把图像中的物体与背景分开。在各种阈值选取分割方法中, 由 Otsu<sup>[1]</sup> 提出的1维最大类间方差方法, 简单有效, 应用十分广泛。刘健庄等人<sup>[2]</sup> 把1维 Otsu 法推广到2维直方图的情况, 同时考虑像素的灰度分布和邻域像素的平均灰度分布, 在2维测度准则取得最大时得到最佳的2维

阈值。此后, 2维 Otsu 法得到了很多改进<sup>[3-5]</sup>, 但大多数改进仍然是使用灰度级-平均灰度级2维直方图, 它可能将部分目标和背景点错分成边缘和噪声点, 造成误差。在计算速度方面, 由于维数的增加, 遍历的选取阈值方法运算量大, 计算速度慢, 不实用。现在常采用粒子群优化(PSO)算法进行阈值的选取, PSO 算法是 Kennedy 等人<sup>[6]</sup> 于1995年提出的, 后经过诸多改进已趋于成熟, 在包括图像处理的各个领域得到了广泛应用。

红外图像能够反映目标及其周围背景的温度分

收稿日期: 2010-06-01; 修回日期: 2010-09-21

第一作者简介: 顾鹏(1985—), 男。合肥电子工程学院信号与信息处理专业硕士研究生, 主要研究方向为信号与信息处理。

E-mail: gupeng\_bird@139.com。

布情况,由于红外传感器受到大气热辐射、作用距离、探测器噪声等因素的影响,红外图像一般具有噪声大、分辨力低、边缘模糊、目标细节不易分清等特点,而利用阈值分割可以得到较好的结果<sup>[7]</sup>。本文提出一种灰度级-梯度2维直方图的 Otsu 阈值选取方法,并利用改进的 PSO 算法寻找最佳阈值,提高了分割效果,减少了运行时间。

## 1 2 维 Otsu 阈值选取

### 1.1 常用的灰度级-平均灰度级 2 维 Otsu 法

现在常用的 2 维 Otsu 法是基于灰度级-平均灰度级直方图的。设图片大小为  $x \times y$ , 灰度级取 0,

$1, \dots, L-1$ , 像素点  $(m, n)$  的灰度为  $f(m, n)$ , 邻域平均灰度为  $g(m, n)$ , 定义为

$$g(m, n) = \frac{1}{W} \sum_{(m_1, n_1) \in D} f(m_1, n_1) \quad (1)$$

式中,  $W$  为邻域  $D$  中的像素点数。

灰度级-平均灰度级直方图反映了图像中  $(f(m, n), g(m, n))$  对发生的联合概率。图 1 为某红外图像的灰度级-平均灰度级 2 维直方图,并在阈值向量  $(p, t)$  处采用十字线将其划分为 4 个区域,常用的 2 维 Otsu 法认为区域 0 和 1 分别代表目标或背景,而区域 2 和 3 则代表边缘和噪声,计算时仅考虑区域 0 和 1,而假设区域 2 和 3 的发生概率为 0,这种假设虽然降低了运算量,但会将一部分目标内点和背景内点误判为边缘和噪声,最终计算出的最佳阈值会出现偏差,造成分割结果不够准确。

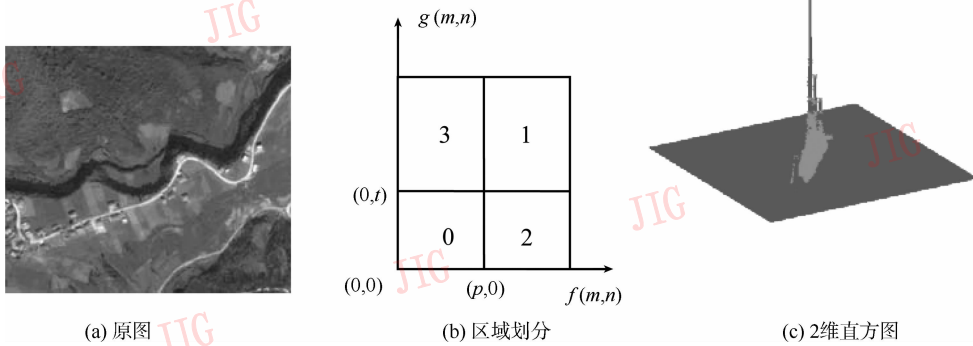


图 1 灰度级-平均灰度级 2 维直方图

Fig. 1 Gray level-average gray level 2D histogram

### 1.2 灰度级-梯度 2 维 Otsu 法

首先对 2 维直方图进行改进,直方图横坐标依然是灰度级,而纵坐标改为梯度,即各梯度值所对应的概率,如图 2 所示。概率分布高峰主要分布于区域 0 和 1 处,但如果认为区域 2 和 3 的概率分布为 0,则会影响分割结果,虽然运算量有所增加,但为确保准确性,将 4 个区域都进行考虑。

对于梯度的计算有很多种方法,如罗伯特 (Roberts) 算子、索贝尔 (Sobel) 算子、拉普拉斯 (Laplacian) 算子、坎尼 (Canny) 算子等,它们各有优劣,分别适用于不同的条件,文献[8]中梯度的计算采用灰度级与邻域平均灰度级之差的绝对值  $|f(m, n) - g(m, n)|$ ,而针对红外图像自身的特点,这一方法难以得到理想的效果,本文选择对灰度渐变和噪声较多的图像处理较好的 Sobel 算子,该算子的计算公式如下

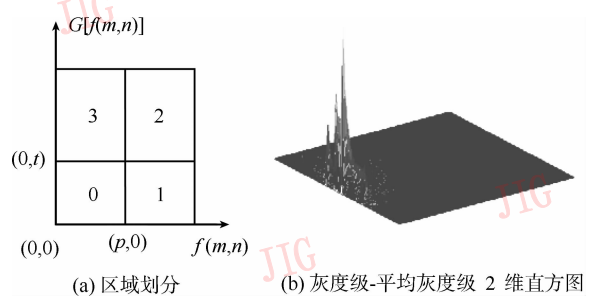


图 2 灰度级-梯度 2 维直方图

Fig. 2 Gray level-gradient 2D histogram

$$\begin{aligned} f'_m(m, n) &= f(m-1, n+1) + 2f(m, n+1) + \\ & f(m+1, n+1) - f(m-1, n-1) - \\ & 2f(m, n-1) - f(m+1, n-1) \quad (2) \\ f'_n(m, n) &= f(m-1, n-1) + 2f(m-1, n) + \\ & f(m-1, n+1) - f(m+1, n-1) - \end{aligned}$$

$$2f(m+1, n) - f(m+1, n+1) \quad (3)$$

$$G[f(m, n)] = |f'_m(m, n)| + |f''_n(m, n)| \quad (4)$$

式中,  $f'_m(m, n)$ 、 $f''_n(m, n)$  分别表示横、纵坐标方向的一阶微分,  $G[f(m, n)]$  表示梯度。

为了提高最佳阈值选取的速度, 将梯度  $G[f(m, n)]$  的范围压缩至  $[0, 255]$  以内, 例如, 某图像各像素点梯度  $G[f(m, n)]$  的范围是  $[0, 1000]$ , 将其压缩 4 倍成为  $[0, 250]$ , 即压缩后梯度值表示压缩前 4 个梯度值对应的概率和。通过大量实验得出, 将红外图像的梯度压缩 4 倍后可较好地控制在所需范围内。对于图像中一点  $(m, n)$  的梯度, 首先按照式(2)~(4) 计算, 其中  $f(m, n)$  对应像素点的灰度值, 再将得到的  $G[f(m, n)]$  除以 4 并取整, 最后得到整个图像的梯度直方图, 表示各个梯度值的出现概率。用  $r(i, j)$  表示相应的灰度级-梯度对出现的频数,  $i$  为灰度级,  $j$  为梯度, 则  $(i, j)$  对发生的联合概率  $p(i, j)$  可表示为

$$p(i, j) = \frac{r(i, j)}{x \times y} \quad (5)$$

利用阈值向量  $(p, t)$  将 2 维直方图划分为 4 个区域, 如图 2 所示。其中区域 0 的像素点灰度级较小, 梯度也较小; 区域 1 的像素点灰度级较大, 但梯度较小, 它们分别代表背景与目标; 而区域 2 和 3 的梯度都较大, 代表了边缘和噪声。

下面是改进的灰度级-梯度 2 维 Otsu 算法, 各区域发生的概率分别为

$$\omega_0(p, t) = \sum_{i=0}^p \sum_{j=0}^t p(i, j) \quad (6)$$

$$\omega_1(p, t) = \sum_{i=p+1}^{L-1} \sum_{j=0}^t p(i, j) \quad (7)$$

$$\omega_2(p, t) = \sum_{i=p+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} p(i, j) \quad (8)$$

$$\omega_3(p, t) = \sum_{i=0}^p \sum_{j=t+1}^{L-1} p(i, j) \quad (9)$$

式中,  $\omega_3(p, t)$  也可以表示为

$$\omega_3(p, t) = 1 - \omega_0(p, t) - \omega_1(p, t) - \omega_2(p, t) \quad (10)$$

各区域的均值向量分别为

$$\mu_0 = (\mu_{0i}, \mu_{0j}) = \left| \sum_{i=0}^p \sum_{j=0}^t \frac{ip(i, j)}{\omega_0(p, t)}, \sum_{i=0}^p \sum_{j=0}^t \frac{jp(i, j)}{\omega_0(p, t)} \right| \quad (11)$$

$$\mu_1 = (\mu_{1i}, \mu_{1j}) = \left| \sum_{i=p+1}^{L-1} \sum_{j=0}^t \frac{ip(i, j)}{\omega_1(p, t)}, \sum_{i=p+1}^{L-1} \sum_{j=0}^t \frac{jp(i, j)}{\omega_1(p, t)} \right| \quad (12)$$

$$\mu_2 = (\mu_{2i}, \mu_{2j}) =$$

$$\left| \sum_{i=p+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} \frac{ip(i, j)}{\omega_2(p, t)}, \sum_{i=p+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} \frac{jp(i, j)}{\omega_2(p, t)} \right| \quad (13)$$

$$\mu_3 = (\mu_{3i}, \mu_{3j}) = \left| \sum_{i=0}^p \sum_{j=t+1}^{L-1} \frac{ip(i, j)}{\omega_3(p, t)}, \sum_{i=0}^p \sum_{j=t+1}^{L-1} \frac{jp(i, j)}{\omega_3(p, t)} \right| \quad (14)$$

2 维直方图总的均值向量为

$$\mu_{\text{total}} = (\mu_{ti}, \mu_{tj}) = \left| \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} ip(i, j), \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} jp(i, j) \right| \quad (15)$$

类间协方差矩阵定义为

$$\sigma(p, t) = \sum_{k=0}^3 \{ \omega_k(p, t) [\mu_k(p, t) - \mu_{\text{total}}]^T [\mu_k(p, t) - \mu_{\text{total}}] \} \quad (16)$$

以矩阵  $\sigma(p, t)$  的迹  $\text{tr}[\sigma(p, t)]$  作为类间离散度的度量, 使其达到最大即可求得最佳阈值

$$(p', t') = \underset{p, t=0, 1, \dots, L-1}{\text{argmax}} \{ \text{tr}[\sigma(p, t)] \} \quad (17)$$

## 2 改进的粒子群优化算法

### 2.1 基本的粒子群优化 (PSO) 算法

在有  $N$  个粒子的群体中, 第  $i$  个粒子位置为  $X_i[d]$ ,  $i \in [1, N]$ ,  $d \in [1, M]$ , 其中  $d$  为问题空间的维数。对每个粒子定义一个速度变量  $V_i$ , 表示每一代中各粒子演化移动的幅度。粒子群的初始位置和初始速度都在允许范围内随机初始化。对于第  $k$  代粒子通过以下步骤进行演化更新。

定义  $X_{\text{pbest}}$  和  $X_{\text{gbest}}$  分别表示个体历史最好值和群体历史最好值。各粒子速度按下式更新

$$V_i(k+1) = \omega V_i(k) + C_1 \text{rand} \cdot (X_{\text{pbest}} - X_i) + C_2 \text{rand} \cdot (X_{\text{gbest}} - X_i) \quad (18)$$

各粒子的位置演化更新格式为

$$X_i(k+1) = X_i(k) + V_i(k+1) \quad (19)$$

式中,  $k$  为进行的代数,  $\omega$  称为惯性因子,  $C_1$ ,  $C_2$  称为学习因子,  $\text{rand}$  为  $[0, 1]$  间的随机数。

### 2.2 克服早熟停滞的改进 PSO 算法

为了提高选取最佳阈值的速度和准确度, 采用能够克服早熟停滞的改进 PSO 算法<sup>[9]</sup>, 以  $\text{tr}[\sigma(p, t)]$  为适应度函数, 为判断早熟停滞, 设  $S$  为停滞代数计算器, 初始值为 0, 当得到的最优解在连续 MAX 次迭代过程中无变化时, 认为算法有停滞的可能, MAX 值预先设定好, 该算法只需要几个粒子, 迭代几十次便能实现全局寻优, 效果较好, 速度较快, 具体计算过程如下。

1) 粒子群初始化。设粒子个数为  $N$ , 粒子的位置矩阵为  $lz(i, j)$ ,  $i = 1, 2, \dots, N$ ;  $j = 1, 2$ , 其中  $lz(i,$

1) 表示第  $i$  个粒子的灰度级位置,  $lz(i, 2)$  表示第  $i$  个粒子的梯度位置, 初始化使其在像素灰度级和梯度范围内均匀分布, 速度在  $[-V_{max}, V_{max}]$  内随机产生, 用矩阵  $v(i, j)$ ,  $i = 1, 2, \dots, N; j = 1, 2$  表示, 设置最大迭代次数  $D$ , 学习因子  $C_1, C_2$ , 惯性因子  $\omega$  按线性递减计算  $\omega = 0.9 - 0.5d/D$ , 式中  $d$  表示第  $d$  次迭代。

2) 计算粒子的适应度。根据粒子的位置, 利用式(6)一(16)计算各粒子的适应度  $F_i$ , 并通过比较各个适应度更新个体历史最好值  $X_{pbest}$ , 群体历史最好值  $X_{gbest}$  以及它们所对应的适应度  $F_{pbest}$  和  $F_{gbest}$ , 利用式(18)(19)进行粒子位置和速度的更新。

3) 判断早熟停滞算法。令  $X_p$  是本次迭代中找到的最优解位置,  $f(X_p)$  为其适应度,  $P_g$  为当前所有粒子得到的全局最优解位置, 如果  $f(X_p) < f(P_g)$ , 则令  $P_g = X_p, S = 0$ , 否则  $S$  加 1。如果  $S = MAX$ , 则随机产生一个维度  $k$ , 在其取值范围内产生一个随机值替换当前最优解位置, 并使  $S = 0$ , 重新计算适应度。

4) 迭代次数  $d$  加 1, 若达到最大迭代次数  $D$ , 迭代结束, 输出  $X_{gbest}$  为最优解, 否则返回第 2) 步。

### 3 实验结果与分析

利用上述提出的基于灰度级-梯度 2 维直方图的 Otsu 法和克服早熟停滞的改进 PSO 算法, 选取 3 幅红外图像进行仿真实验, 并与 1 维 Otsu 法和灰度级-平均灰度级 2 维 Otsu 法进行比较。仿真实验在 Intel Core2 Duo 1.5 GHz CPU, 1 GB 内存, MATLAB7. 7. 0 环境中运行。初始参数中粒子个数  $N$  取 3, 最大迭代次数  $D$  取 20, 学习因子  $C_1 = 2, C_2 = 2$ , 限制速度  $V_{max} = 15$ , 根据红外图像的特点, 各粒子位置范围限定在  $[20, 220]$ 。

图 3—图 5 显示了仿真实验的结果。图 3 中的道路图像大小为  $428 \times 500$ , 图中道路两边有很多房屋和田地, 1 维 Otsu 法对图像细节分辨力不足, 将大量房屋、田地与道路混为一体, 灰度级-平均灰度级 2 维 Otsu 法分割效果有所提高, 但与本文算法相比还是有较严重的过分割现象, 道路的细节部分难以分辨, 而本文算法使得边界形状更加准确, 从分割结果中能较清晰看出道路的形状细节。图 4 中的人物图像大小为  $60 \times 80$ , 图中噪声影响较大, 人物目标轮廓不清晰, 使用 1 维和灰度级-平均灰度级 2 维的 Otsu 法都难以将人物目标与背景分开, 达不到背景与目标分离的目的, 而本文算法显示出较好的抗噪

声能力, 成功将目标与背景分离。图 5 中原始图像大小为  $128 \times 128$ , 其中白框内为小目标, 该图像同样具有噪声影响大的特点(这也是红外图像的普遍特点), 图中目标较小, 易与天空背景混淆, 1 维和灰度级-平均灰度级 2 维 Otsu 法在分割时都难以将小目标独立分割出来, 且有大片的背景被误分成目标, 而本文算法对于目标细节的分割效果更好, 成功地将小目标与天空背景分离开, 有利于下一步对小目标的检测和跟踪。通过以上实验不难看出, 本文算法由于采用了新的灰度-梯度 2 维直方图为基础, 在红外图像分割中能够较好地排除噪声的干扰, 对于目标的细节、边界形状保持良好。

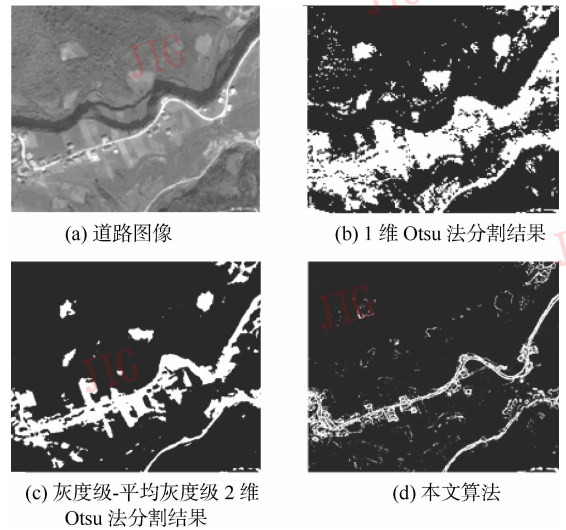


图 3 道路图像分割结果

Fig. 3 Segmentation results of roads image

在运算时间方面, 虽然为了提高分割准确性, 对于 2 维直方图的各区域没有进行简化, 相对增加了运算量, 但采用了改进的 PSO 算法, 有效地提高了运算速度, 保证了算法的实时性。同时, 该算法有效避免了经常出现局部最优解的情况, 使结果更加准确, 算法时间与未采用改进 PSO 算法的遍历法做比较, 如表 1 所示。可见, 改进的 PSO 算法可以大大提高运算速度, 为硬件实现提供了保障。

表 1 算法时间比较

Tab. 1 The time comparisons of algorithm

方法	道路 图像	人物 图像	小目标 图像
遍历法	45.919	46.465	39.747
本文算法	0.618	0.554	0.532

/s

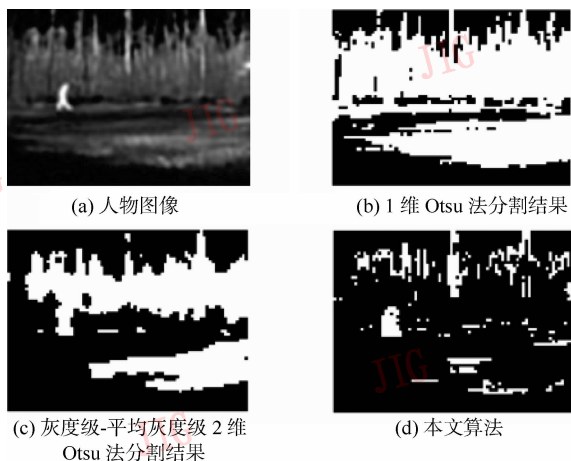


图 4 人物图像分割结果

Fig. 4 Segmentation results of people image

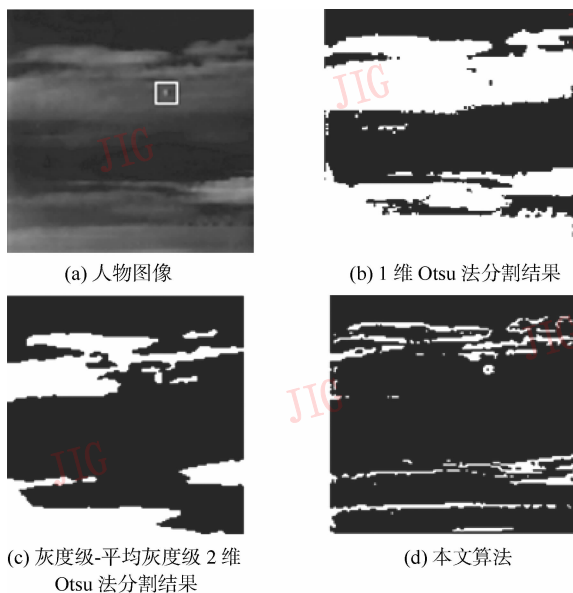


图 5 道路图像分割结果

Fig. 5 Segmentation results of small target image

## 4 结 论

针对红外图像的特点,提出一种改进的灰度级-梯度 2 维 Otsu 法,选用适合红外图像的梯度计算算子,以新的 2 维直方图为基础,提高了分割的准确性;然后采用一种可以克服早熟停滞的改进 PSO 算法来选取最佳阈值,在阈值选取过程中用随机的扰动克服早熟现象,使其能够跳出局部最优解,优化了选取结果的精度,提高了算法的运算速度。实验结果表明,本文算法相比现在常用的 Otsu 法能更加有

效地将红外图像中的目标与背景分割开,具有很好的针对性,分割准确度更高,目标细节特点更加突出,边界形状更加准确,为后续红外图像的处理奠定了良好的基础。

## 参考文献 (References)

- [ 1 ] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histogram [ J ]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetic, 1979, 9(1) : 62-66.
- [ 2 ] Liu Jianzhuang, Li Wenqing. The automatic threshold of gray-level pictures via two-dimensional Otsu method [ J ]. Acta Automatica Sinica, 1993, 19(1) : 101-105. [ 刘健庄, 栗文青. 灰度图像的二维 Otsu 自动阈值分割方法 [ J ]. 自动化学报, 1993, 19(1) : 101-105. ]
- [ 3 ] Ma Shengqian, Zhang Guangnan, Yang Jinlong, et al. Improved Otsu image segmentation algorithm based on two-dimensional histogram [ J ]. Journal of Northwest Normal University ( Natural Science ), 2009, 45(1) : 57-61. [ 马胜前, 张光南, 杨金龙, 等. 基于二维直方图的 Otsu 图像分割算法改进 [ J ]. 西北师范大学学报(自然科学版), 2009, 45(1) : 57-61. ]
- [ 4 ] Yang Jinlong, Zhang Guangnan, Li Shu zhong, et al. Study of image segmentation algorithm based on two-dimensional histogram [ J ]. Laser and Infrared, 2008, 38(4) : 400-403. [ 杨金龙, 张光南, 厉树忠, 等. 基于二维直方图的图像分割算法研究 [ J ]. 激光与红外, 2008, 38(4) : 400-403. ]
- [ 5 ] Leng Lu, Li Ming, Zhang Jiashu. 2D histogram segmentation based on graphic statistical analysis [ J ]. Computer Engineering and Applications, 2010, 46(4) : 156-158. [ 冷璐, 黎明, 张家树. 二维直方图图形统计分析的分割方法 [ J ]. 计算机工程与应用, 2010, 46(4) : 156-158. ]
- [ 6 ] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization [ C ]. Proc. of IEEE Int. Conf. on Neural Networks. New York: IEEE, 1995: 1843-1849.
- [ 7 ] Li Yanjun, Ding Defeng. Infrared image segmentation algorithm based on iteration of gray level and local entropy [ J ]. Infrared Technology, 2006, 28(11) : 677-680. [ 李言俊, 丁德峰. 基于灰度和局部熵迭代的红外目标分割算法 [ J ]. 红外技术, 2006, 28(11) : 677-680. ]
- [ 8 ] Wu Yiquan, Zhang Jinkuang. Thresholding based on improved 2D Otsu method and chaotic particle swarm optimization [ J ]. Journal of Image and Graphics, 2009, 14(9) : 1843-1849. [ 吴一全, 张金矿. 改进的 2 维 Otsu 法及混沌粒子群递推的阈值分割 [ J ]. 中国图象图形学报, 2009, 14(9) : 1843-1849. ]
- [ 9 ] Zhu Haimei, Wu Yongping. A PSO algorithm with high speed convergence [ J ]. Control and Decision, 2010, 25(1) : 20-24. [ 朱海梅, 吴永萍. 一种高速收敛粒子群优化算法 [ J ]. 控制与决策, 2010, 25(1) : 20-24. ]