

基于遗传算法和模糊熵的前视红外图像分割*

陶文兵^{1,2)} 田金文^{1,2)} 柳健^{1,2)} 娄越³⁾

(¹⁾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⁾华中科技大学图像识别与人工智能研究所,湖北,武汉,430074;

³⁾中国科学院西安光学精密机械研究所,陕西,西安,710068)

摘要 提出了一种基于遗传算法的模糊红外图像分割方法.该方法将图像分为目标和背景,并分别建立相应的模糊隶属函数来描述图像各个灰度级属于目标和背景的模糊特性,进而给出图像模糊熵的描述.采用遗传算法对图像模糊熵的各个参数进行优化组合,根据最大模糊熵准则确定区分目标和背景的最佳门限.实验结果表明该方法效果良好,大大提高了计算速度.

关键词 图像分割,遗传算法,模糊熵,前视红外图像.

SEGMENTATION OF FLIR IMAGES BY GENETIC ALGORITHM AND FUZZY ENTROPY*

TAO Wen-Bing^{1,2)} TIAN Jin-Wen^{1,2)} LIU Jian^{1,2)} LOU Yue³⁾

(¹⁾State Key Laboratory for Image Processing and Intelligence Control, HUST, Wuhan Hubei 430074, China;

²⁾Institute for Pattern Recognition and Artificial Intelligence, HUST, Wuhan Hubei 430074, China;

³⁾Xian Institute of Optics and Precision Mechanics of the Chinese Academy of Sciences, Xian, Shaanxi 710068, China)

Abstract A FLIR image segmentation algorithm based on genetic algorithm and fuzzy set theory was presented. The method defines different member function for the object and background of the image to transform the image into fuzzy domain with maximum fuzzy entropy. The procedure for finding combination of a, b and c is implemented by genetic algorithm, thresholding image into object and background by maximizing the fuzzy entropy. The experiment results show that our proposed method gives better performance and higher calculation speed than other general methods with good real-time by using genetic algorithm.

Key words image segmentation, genetic algorithm, fuzzy entropy, FLIR image.

引言

图像分割是计算机视觉和图像理解中的一项重要低层处理内容,也是自动目标识别技术(ATR)中的一项关键技术,是目标特征提取、识别与跟踪的基础.同时,图像分割也是ATR技术乃至整个图像处理领域中的瓶颈技术之一.

模糊集理论现已成功应用于图像分割,Pal^[1]等人提出模糊阈值法,引入灰度图像的模糊数学描述,通过计算图像的模糊熵来选取图像分割阈值,并定性的讨论了隶属函数窗宽对阈值选取的影响. Mur-

thy^[2]指出阈值不仅与隶属函数窗宽有关,还与隶属函数的分布特性有关. Cheng^[3]提出一种基于模糊划分的最大熵方法. Cheng 假定图像中分类数已知,其各类构成对灰度空间的模糊划分,并给定各类的隶属函数为升半梯形函数、降半梯形函数及梯形函数,通过在解空间上搜索使模糊划分熵最大时的参数值来确定隶属函数中各参数,进而确定图像分割门限.本文基于概率划分的角度提出了一种新的模糊熵准则,并据最大熵准则采用遗传算法^[4]寻求各模糊参数的优化组合,进而确定图像的分割阈值.试验结果证明本文的方法效果良好.

* 武器装备预研基金(51401020201JW0518)资助项目

稿件收到日期 2002 - 09 - 16,修改稿收到日期 2003 - 01 - 14

* The project supported by the Preliminary Research Foundation for Weapon Equipment of China(No. 51401020201JW0518)

Received 2002 - 09 - 16, revised 2003 - 01 - 14

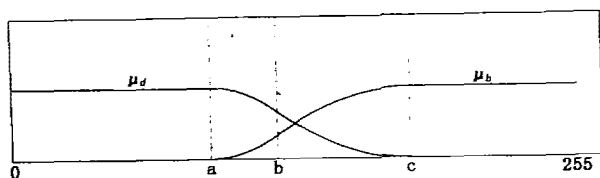


图1 隶属度曲线示意图
Fig.1 Membership function graph

1 基于概率划分的最大模糊熵准则

调 $I(x,y)$ 为图像像素 (x,y) 处的灰度值, l 为图像的灰度级数, 本文取 $l=256$, 令

$$D_k = \{ (x,y) : I(x,y) = k, (x,y) \in D \},$$

$$h_k = \frac{n_k}{N * M}.$$

其中 $k=0,1,\dots,l-1, n_k$ 为 D_k 中元素的个数.

则 $H = \{h_0, h_1, \dots, h_{l-1}\}$ 为图像的直方图, $\Pi_l = \{D_0, D_1, \dots, D_{l-1}\}$ 为 D 的概率划分, 其概率分布为: $p_k = P(D_k) = h_k, k=0,1,\dots,l-1$.

设门限 T 将原始图像域 D 分为目标 E_b 和背景 E_d 二部分, 则 $\Pi_2 = \{E_d, E_b\}$ 为 D 的一个未知的概率划分, 其概率分布为

$$p_d = P(E_d), p_b = P(E_b),$$

对每个 $k=0,1,\dots,255$, 令

$$D_{kd} = \{ (x,y) : I(x,y) \leq T, (x,y) \in D_k \},$$

$$D_{kb} = \{ (x,y) : I(x,y) > T, (x,y) \in D_k \}.$$

则有

$$p_{kd} = P(D_{kd}) = p_k * p_{d|k},$$

$$p_{kb} = P(D_{kb}) = p_k * p_{b|k}.$$

$p_{d|k}, p_{b|k}$ 分别为一个灰度级为 k 的象素属于背景和目标的条件概率. 显然有 $p_{d|k} + p_{b|k} = 1, (k=0, 1, \dots, 255)$, 令一个灰度值为 k 的象素属于背景和目标的隶属度值分别等于其条件概率, 即:

$$\mu_d(k) = p_{d|k}, \mu_b(k) = p_{b|k},$$

综合以上各式可得

$$p_d = P(E_d) = \sum_{k=0}^{255} p_{kd} = \sum_{k=0}^{255} p_k * \mu_d(k),$$

$$p_b = P(E_b) = \sum_{k=0}^{255} p_{kb} = \sum_{k=0}^{255} p_k * \mu_b(k). \quad (1)$$

这 2 个隶属度函数曲线如图 1 所示, $\mu_d(k)$ 用一 $Z(k,a,b,c)$ 函数描述, $\mu_b(k)$ 用一 $S(k,a,b,c)$ 函数描述, 具体如下:

$$\mu_d(k) = \begin{cases} 1 & x \leq a \\ 1 - \frac{(x-a)^2}{(c-a) * (b-a)} & a < k \leq b \\ \frac{(x-c)^2}{(c-a) * (c-b)} & b < k \leq c \\ 0, & k > c \end{cases} \quad (2)$$

$$\mu_b(k) = \begin{cases} 0 & x \leq a \\ \frac{(x-a)^2}{(c-a) * (b-a)} & a < k \leq b \\ 1 - \frac{(x-c)^2}{(c-a) * (c-b)} & b < k \leq c \\ 1 & k > c \end{cases} \quad (3)$$

其中 a, b, c 满足 $0 < a \leq b \leq c < 255$.

因而各类的类内模糊熵可由下式计算得到

$$H_d = - \sum_{k=0}^{255} \frac{p_k * \mu_d(k)}{p_d} * \ln\left(\frac{p_k * \mu_d(k)}{p_d}\right),$$

$$H_b = - \sum_{k=0}^{255} \frac{p_k * \mu_b(k)}{p_b} * \ln\left(\frac{p_k * \mu_b(k)}{p_b}\right). \quad (4)$$

则图像的总模糊熵为

$$H(a,b,c) = H_d + H_b. \quad (5)$$

总模糊熵的大小由 a, b, c 3 个参数确定, 利用最大熵准则可确定 a, b, c 的最优组合, 由此确定最佳分割门限 T , 门限 T 满足如下条件

$$\mu_d(T) = \mu_b(T) = 0.5. \quad (6)$$

即门限 T 为图 1 中隶属度曲线 $\mu_d(k)$ 与 $\mu_b(k)$ 的交点, 其计算方法如下

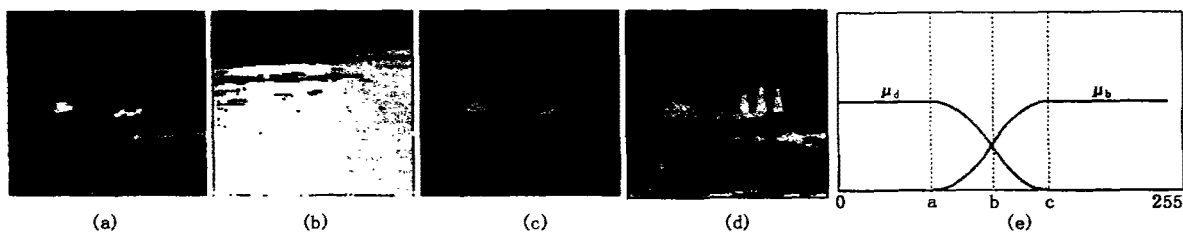


图2 比较试验结果 1

(a) 原始图像 (b) Otsu 分割结果 (c) 一维熵分割结果 (d) 本文方法分割结果 (e) 隶属度曲线

Fig.2 Comparison experiment result one

(a) original image (b) result image using Otsu approach (c) result image using 1-D entropy approach (d) result image using proposed fuzzy approach (e) member function graph

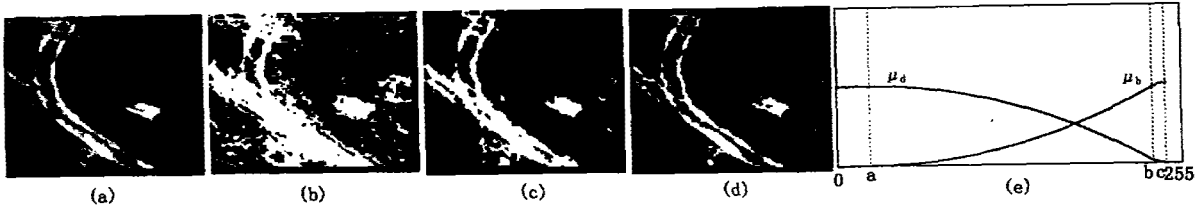


图3 比较试验结果 2

(a)原始图像(b)Otsu 分割结果(c)一维熵分割结果(d)本文方法分割结果(e)隶属度曲线

Fig.3 Comparison experiment result two

(a)original image(b)result image using Otsu approach(c)result image using 1-D entropy approach (d)result image using proposed fuzzy approach (e)member function graph

$$T = \begin{cases} a + \sqrt{(c-a) * (b-a)/2} & (a+c)/2 \leq b \leq c \\ c - \sqrt{(c-a) * (b-a)/2} & a \leq b < (a+c)/2. \end{cases} \quad (7)$$

2 遗传算法

遗传算法在图像分割中早有应用,如 B. Bhanu^[5]等提出一种结合遗传算法的自适应图像分割方法,该方法将图像分割看作一个闭环系统,采用遗传算法对影响图像特征的各种参数进行优化组合,从而寻求使分割质量最优的参数集. Suchendra M. Bhandarkar^[6]等亦对进化算法在图像分割的应用进行了研究,并对模拟退火、遗传算法及混合遗传算法的图像分割性能进行了比较分析. 本文提出的模糊熵准则包含 3 个变量,因而采用最大熵准则来寻找最佳分割门限需求得这 3 个变量的最优组合,以使图像的模糊熵最大,进而由这 3 个参数确定分割阈值. 一种方法是采用全局搜索,这样必然十分费时. 由于遗传算法具有高效并行的全局搜索能力,本文采用遗传算法对这 3 个参数进行组合寻优,进而确定分割门限. 使用遗传算法需确定如下几项内容:

- 1) 编码方案;
- 2) 适应度函数;
- 3) 群体大小 POPs;
- 4) 交叉率 P_c 和变异率 P_m ;
- 5) 最大代次 MaxGen.

3 优化方案及其参数选择

3.1 编码方案

由于参数均在 (0, 255) 范围内,因而对每个变量采用 8 位编码,则每个参数组合均表示为 24 位的二进制字符串. 但若各个变量 (a, b, c) 在 (0, 255) 内随机取值,则会出现大量不满足约束条件 $0 \leq a \leq b \leq c \leq 255$ 的无效染色体. 为此,我们对生成的染色

体作适当的数学处理以使所有产生的染色体均满足约束条件.

假定我们已得到一个染色体,并由此染色体得到各个参数 a, b, c 的值,显然它们不一定满足约束条件 $0 \leq a \leq b \leq c \leq 255$. 采用如下换算规则:

$$\begin{aligned} b_1 &= b, \\ c_1 &= b_1 + (255 - b_1) * (c/255), \\ a_1 &= b_1 * (a/255). \end{aligned}$$

则满足 $0 \leq a_1 \leq b_1 \leq c_1 \leq 255$, 根据换算得到的 6 个参数 a_1, b_1, c_1 来计算适应度函数值. 本文采用总熵函数 $H(a, b, c)$ 作为适应度函数.

3.2 GA 参数的确定

应当说明的是,到目前为止,对于遗传算法的收敛性问题还缺乏足够的理论依据,遗传算法所采用的一些控制参数(如种群大小、总代数、交叉率、变异率等)都是根据经验而定,改变其中的某些参数可能会改变算法的性能.

一般来说,选择较大数目的初始种群可以同时处理更多的解,因而容易找到全局最优解,其缺点是增加了每次迭代的时间,一般取 20 ~ 100 较为合适. 交叉率的选择决定了交叉操作的频率,频率越高,可以越快地收敛到最有希望的最优解区域,因此一般选取较大的交叉率,但太高的频率也可能导致过早收敛,一般取值 0.4 ~ 0.9. 变异率的选取一般受种群大小、染色体长度等因素的影响,通常取很小的值,一般取 0.001 ~ 0.1. 若选取高的变异率,虽然增加样本模式的多样性,但又可能引起不稳定. 最大进化代次可视具体情况而定,显然,若最大代次越大,则迭代时间越长,因而在得到满意解的情况下尽量减少最大进化代次.

本文根据多种因素综合考虑及试验结果的情况选取各 GA 参数如下: MaxGen = 100, POPs = 100, $P_c = 0.5, P_m = 0.03$.

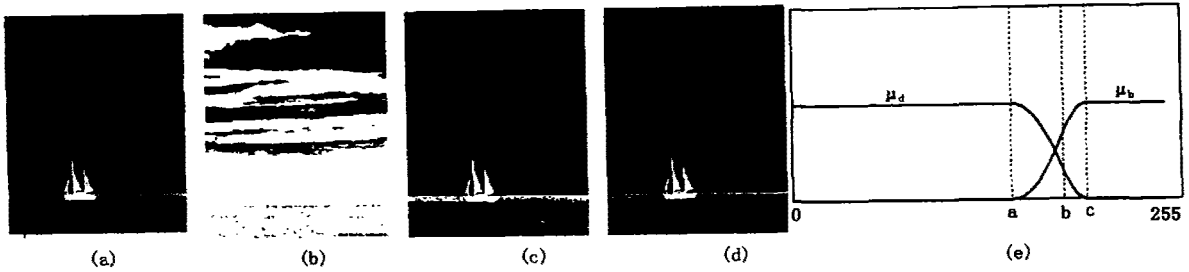


图4 比较试验结果3

(a)原始图像(b)Otsu分割结果(c)一维熵分割结果(d)本文方法分割结果(e)隶属度曲线

Fig.4 Comparison experiment result three

(a)original image(b)result image using Otsu approach(c)result image using 1-D entropy approach
(d)result image using proposed fuzzy approach (e)member function graph

试验结果也表明采用上述参数使本文的分割算法在分割效果及运算速度上均较好。

在确定了编码方案、目标函数及GA的各参数后,我们根据最大模糊熵准则即可确定参数 a, b, c 的最佳组合,据式(6)可确定最佳分割门限 T 。

4 试验结果及分析

本文选用3幅真实红外目标图像进行比较试验以对方法的效果进行验证。图2~图4为比较试验结果,图像大小为 128×128 ,其中(a)为原始图像,(b)为Otsu分割结果,(c)为一维熵分割结果,(d)为本文的模糊熵分割结果,(e)为本文的方法得到的模糊隶属度曲线,采用遗传算法在100代内均能得到满意的分割结果。在P-IV微机上用时不超过1s。

图2为红外电厂图像,(a)为原始图像,(b)为采用Otsu方法分割的结果,分割效果很差,没有分割出目标的主体;(c)为一维熵分割的结果,过分割比较严重,目标信息大量丢失;(d)为本文模糊熵方法分割的结果,较好的分割出了目标的主体,(e)为本文模糊熵方法对应得到的模糊隶属度曲线, $(a, b, c) = (71, 119, 162)$,门限 $T = 117$ 。

图3为红外坦克图像,(a)为原始图像,(b)为采用Otsu方法分割的结果,目标主体模糊,分割效果较差;(c)为一维熵分割的结果,目标较好的分割出来了,但虚假信息亦较多;(d)为本文模糊熵方法分割的结果,目标很好的分割出来了,虚假信息较少,(e)为本文模糊熵方法对应得到的模糊隶属度曲线, $(a, b, c) = (25, 244, 254)$,门限 $T = 183$ 。

图4为红外船只图像。(a)为原始图像,(b)为采用Otsu方法分割的结果,分割效果很差,没有分割出目标的主体;(c)为一维熵分割的结果,目标主体基本分割出来了,但虚假信息亦较多;(d)为本文模糊熵方

法分割的结果,目标很好的分割出来了,虚假信息较少,(e)为本文模糊熵方法对应得到的模糊隶属度曲线, $(a, b, c) = (149, 185, 201)$,门限 $T = 179$ 。

从试验结果中可以看出,本文的方法分割红外目标分割效果优于常规的Otsu方法及一维熵方法。

5 结论

本文将遗传算法与模糊理论用于红外目标分割,提出了一种基于概率划分的模糊熵准则。文章对图像各个灰度级属于目标和背景的模糊特性分别用Z函数和S函数来描述,进而给出图像模糊熵的描述。利用最大模糊熵准则并采用遗传算法对模糊参数进行组合优化,进而确定分割目标和背景的最佳门限值。试验结果表明本文方法分割性能优于常规的Otsu方法与一维熵方法,采用遗传算法也使本文算法的速度得到了较大提高,在较短时间内可得到满意的目标分割结果,从而使本文方法的实时性得以提高。

REFERENCES

- [1] Pal S K, King R A, Hashim A A. A Automatic gray level thresholding through index of fuzziness and entropy. *Pattern Recognition Letter*, 1983, **1**: 141—146
- [2] Murthy C A, Pal S K. Histogram thresholding by minimizing gray level fuzziness. *Information Sciences*, 1992, **60**: 107—135
- [3] Cheng H D, Chen J R, Li J. Thresholding selection based on fuzzy c-partition entropy approach. *Pattern Recognition*, 1998, **31**(7): 857—870
- [4] Schmitt L M. Theory of genetic algorithms. *Theoretical Computer Science*, 2001, **259**(1—2): 1—61
- [5] Bhanu B, Lee S, Ming J. Adaptive Image Segmentation Using a Genetic Algorithm. *IEEE Trans Systems, man, and cybernetics*, 1995, **25**(12): 1543—1567
- [6] Bhandarkar S M, Zhang Hui. Image Segmentation Using Evolutionary Computation. *IEEE Trans. Evolutionary computation*, 1999, **3**(1): 1—21