

# 基于边缘约束的红外目标图像松弛分割技术

桑 农<sup>1</sup>,张天序<sup>2</sup>,曹治国<sup>1</sup>

(1. 华中科技大学图像识别与人工智能研究所,湖北武汉 430074;  
2. 图像信息处理与智能控制教育部重点实验室,湖北武汉 430074)

**摘 要:** 本文提出了一种基于边缘约束的、能克服门限面技术和简单的松弛技术不足的红外目标图像松弛分割算法,该方法在确定显著边缘像素的基础上,建立了一个评估在不同初始概率下松弛分割结果的准则函数.通过自动调整初始概率,获得该准则函数的最优或次优解,从而得到满意的分割结果.文中给出了关于真实红外目标图像的分割结果.

**关键词:** 图像分割;前视红外目标图像;松弛技术;边缘约束

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2002) 07-1027-05

## Segmentation of FLIR Images with Edge Constraint

SANG Nong, ZHANG Tian-xu, CAO Zhi-guo

(1. Institute for Pattern Recognition and Artificial Intelligence, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan Hubei, 430074, China;  
2. Key Laboratory of Education Ministry for Image Processing and Intelligent Control, Wuhan, Hubei 430074, China)

**Abstract:** A relaxation segmentation algorithm of forward-looking infrared (FLIR) images with edge constraint is presented. An evaluation criterion based on distinct edge pixels is used to examine the segmentation results by the relaxation segmentation algorithm under different initial assignment of probabilities. Thus the good segmentation result can be achieved by automatically adapting initial assignment of probabilities to reach the optimal or suboptimal solution of the evaluation criterion. Experimental results with real FLIR images are given.

**Key words:** image segmentation; FLIR image; relaxation technique; edge constraint

### 1 引言

图像分割是自动目标识别(ATR)技术中的关键步骤<sup>[1]</sup>,用于将目标与其周围背景分离开来,以便进行目标识别.在自动目标识别系统中,常采用前视红外(FLIR)目标图像作为输入原始图像.与可见光的成像原理不同,红外图像反映的是目标的热辐射,由于目标与其周围环境存在着热交换以及空气对热辐射有散射和吸收作用等,使得红外图像中目标和背景的对比较低,边缘模糊,这是红外图像本身所具有的特点<sup>[2]</sup>.对远距离红外目标来说,这一问题更为严重.这给红外目标图像的分割带来了极大的困难.

为了从红外图像中有效地提取目标,全局灰度门限技术通常是难以奏效的,而应采用诸如门限面技术<sup>[3]</sup>或松弛技术<sup>[2,4,5]</sup>等其他方法.在门限面技术中,以梯度幅值较高处(即边缘像素处)的灰度值作为已知数据,通过插值得到图像的门限面.为了确定边缘像素,需对梯度幅值进行门限化及细化操作.该技术有以下两个不足:(1)确定一个合适的梯度幅值门限一般是很困难的,(2)在不存在边缘的区域,由于不能提供任何边缘信息,导致寻找门限面的技术可能失败<sup>[6]</sup>.

另一方面,松弛技术已被成功地应用于分割 FLIR 图像<sup>[2,4,5]</sup>.但是,松弛分割技术对初始概率的选择比较敏感,不同的初始概率可能产生大相径庭的分割结果.文献[2]通过选择不同的 IBAR 和 EBAR 参数值,以调整初始概率,但未给出自动选择 IBAR 和 EBAR 的方法.文献[4]和[5]则通过选择不同的  $k_3$  和  $k_4$  (实际上,二者可合为一个唯一的参数  $k$ ) 参数值,以调整初始概率,与文献[2]类似,自动选择  $k_3$  和  $k_4$  的方法并未给出.

本文提出了一种基于边缘约束的 FLIR 图像松弛分割算法,该算法通过建立一准则函数,以评估在不同初始概率下松弛分割结果的优劣,并通过自动调整初始概率,获得该准则函数的最优或次优解,从而得到满意的分割结果.这里使用的准则函数是基于所谓的显著边缘像素的,其定义及确定方法在第2节中给出.

### 2 梯度幅度特性分析

令  $I(x, y)$  为一待分割的 FLIR 图像,  $G(x, y)$  为其梯度幅值,即

$$G(x, y) = |\nabla I(x, y)| \quad (1)$$

设定一全局梯度幅值门限  $T_G$ , 于是  $G(x, y)$  可被分为两类, 分别对应于  $I(x, y)$  中的高梯度幅值像素和低梯度幅值像素. 令  $L_G(x, y)$  为  $G(x, y)$  门限化之后的标记图像, 即

$$L_G(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{if } G(x, y) > T_G \\ 0, & \text{if } G(x, y) \leq T_G \end{cases} \quad (2)$$

选定一个适当的  $T_G$ , 则像素集  $\{(x, y) | L_G(x, y) = 1\}$  为边缘像素集合, 称之为显著边缘像素集合 SEP. 这意味着集合  $\{(x, y) | L_G(x, y) = 0\}$  中的某些像素也是边缘像素, 但其并不显著. 由于梯度幅值  $G(x, y)$  代表了  $I(x, y)$  中各像素处的相对灰度变化, 在边缘处则存在着由于从目标像素到背景像素或从边缘像素到目标像素的变化而产生的突变, 因此可进一步地将集合 SEP 划分为目标边缘像素集合 STEP 及背景边缘像素集合 SBEP, 而且一个目标边缘像素在其 8 邻域内存在着一个与其同方向的、对应的背景边缘像素, 反之亦然, 即所有的边缘像素将形成目标背景边缘像素对, 集合 STEP 与集合 SBEP 拥有同样大小. 需要指出的是, 由于任何边缘检测算子均具有一定的大小, 在图像边界处存在着无法检测的区域, 实际处理时往往不考虑这类区域, 因此本文算法将忽略位于图像边界处的边缘.

为了将集合 SEP 划分为集合 STEP 和集合 SBEP, 我们首先使用标记过程得到  $L_G(x, y)$  中的连通区域, 记为  $R_i, i = 1, 2, \dots, n$ , 这里  $n$  为  $L_G(x, y)$  中边缘像素组成的连通区域个数, 同时去除某些较小的区域, 如小于  $3 \times 3$  的区域. 据前所述, 所有的边缘像素将形成目标背景边缘像素对, 因此集合 STEP 与集合 SBEP 拥有同样大小的结论可进一步推广至对  $L_G(x, y)$  的每一连通区域中, 目标边缘像素集合与背景边缘像素集合具有同样的大小. 于是利用连通区域像素灰度集合的中值作为灰度门限, 可得到该连通区域目标边缘像素和背景边缘像素的划分. 即对区域  $R_i$ , 令  $I_{R_i}$  为其中像素的灰度集合,  $I_{R_i} = \{I(x, y) | (x, y) \in R_i\}$ , 并令  $T_{R_i} = \text{median } I_{R_i}$ , 则有

$$STEP_i = \{(x, y) | (x, y) \in R_i \text{ and } I(x, y) > T_{R_i}\} \quad (3)$$

$$SBEP_i = \{(x, y) | (x, y) \in R_i \text{ and } I(x, y) \leq T_{R_i}\} \quad (4)$$

及

$$STEP = \bigcup_{i=1}^n STEP_i, SBEP = \bigcup_{i=1}^n SBEP_i \quad (5)$$

集合 STEP 和集合 SBEP 可作为在分割结果中必须满足的约束条件, 即理想情况下, 在分割结果中, STEP 中的像素应划分为目标, 而 SBEP 中的像素应划分为背景, 实际分割结果与该理想分割结果间的差异代表了分割误差, 因此可用于评价分割结果.

如上所述, 为了得到显著边缘像素, 需确定一个适当的梯度幅值门限  $T_G$ , 但是, 如何确定一个适当的  $T_G$  呢? 这里, 注意到一个目标边缘像素的 8 邻域不会全为目标像素及一个背景边缘像素的 8 邻域不会全为背景像素, 据此可以定义一个确定合理  $T_G$  的准则. 对某一  $T_G$ , 确定集合 STEP 和集合 SBEP. 令  $N(x, y)$  为像素  $(x, y)$  的 8 邻域, 并定义

$$S_{STEP} = \{(x, y) | (x, y) \in STEP, \text{ and for all } (x_1, y_1) \in N(x, y), (x_1, y_1) \in STEP\} \quad (6)$$

$$S_{SBEP} = \{(x, y) | (x, y) \in SBEP, \text{ and for all } (x_1, y_1) \in N(x, y), (x_1, y_1) \in SBEP\} \quad (7)$$

及

$$N_{IEP} = |S_{STEP}| + |S_{SBEP}| \quad (8)$$

可见  $S_{STEP}$  和  $S_{SBEP}$  分别表示 8 邻域全为目标边缘像素和全为背景边缘像素的像素集合, 而  $N_{IEP}$  表示此二集合中的元素数之和. 在理想情况下,  $N_{IEP}$  应为 0, 在对于实际图像来说,  $N_{IEP}$  通常不会为 0, 且随着梯度幅值门限  $T_G$  的降低,  $N_{IEP}$  将增大.

设定关于  $N_{IEP}$  大小的门限  $T$ , 则下面的方法可用于判断  $T_G$  的合理性

(1) 若  $N_{IEP} < T$ , 则  $T_G$  是一个适当的梯度幅值门限;

(2) 若  $N_{IEP} \geq T$ , 则  $T_G$  不是一个适当的梯度幅值门限.

由于  $N_{IEP}$  将随着  $T_G$  的减小而增大, 若从  $\max G(x, y)$  至  $\min G(x, y)$  逐步减小  $T_G$ , 直到  $N_{IEP} \geq T$ , 则前一个  $T_G$  即为适当的梯度幅值门限.

### 3 基于边缘约束的红外目标图像松弛分割算法

文献[2]最先将梯度松弛技术与 FLIR 图像模型相结合, 提出了基于模型的红外目标图像的松弛分割技术, 文献[4]和[5]又对其进行了改进, 改进后的算法简要地描述如下:

设图像中有  $N$  个像素, 它们分别属于  $\omega_1$  类和  $\omega_2$  类, 对应于亮目标和暗背景. 定义全局准则函数  $C$  为:

$$C = \sum_{x, y} p(x, y) \cdot q(x, y) \quad (9)$$

其中向量  $p(x, y) = (p(x, y)(\omega_1), p(x, y)(\omega_2))$  由像素  $(x, y)$  属于  $\omega_1$  类和  $\omega_2$  类的概率, 即  $p(x, y)(\omega_1)$  和  $p(x, y)(\omega_2)$  组成, 而  $q(x, y) = (q(x, y)(\omega_1), q(x, y)(\omega_2))$  为相容性向量, 其定义为

$$q(x, y)(\omega_u) = \frac{1}{|V(x, y)|} \sum_{(s, t) \in V(x, y)} C((x, y), u, (s, t), v) p(s, t)(\omega_v) \quad (10)$$

$u = 1, 2; x = 1, 2, \dots, N; y = 1, 2, \dots, M$

这里  $C((x, y), u, (s, t), v)$  为相容性系数, 代表了像素  $(x, y)$  属于  $\omega_u$  类, 而像素  $(s, t)$  属于  $\omega_v$  类的相容性, 其定义为

$$C((x, y), u, (s, t), v) = \begin{cases} 0, & \text{if } u \neq v, u, v = 1, 2, ((s, t) \in V(x, y) \text{ for all } (s, t)) \\ 1, & \text{if } u = v, u, v = 1, 2, ((s, t) \in V(x, y) \text{ for all } (s, t)) \end{cases} \quad (11)$$

而  $V(x, y)$  为包含  $(x, y)$  及其 8 邻域的像素集合.

在文献[4]和[5]中, 像素  $(x, y)$  的初始概率  $p(x, y)(\omega_1)$  为:

$$p(x, y)(\omega_1) = \frac{I(x, y) - IBAR}{4 * (I_{\max} - I_{\min})} + \frac{G(x, y) - EBAR}{4 * (E_{\max} - E_{\min})} + 0.5 \quad (12)$$

其中

$$IBAR = I_{\min} + k_3 * (I_{\max} - I_{\min}), \quad (13)$$

$$EBAR = G_{\min} + k_4 * (G_{\max} - G_{\min})$$

$$I_{\max} = \max I(x, y), I_{\min} = \min I(x, y), \quad (14)$$

$$G_{\max} = \max G(x, y), G_{\min} = \min G(x, y)$$

事实上, 若令  $k = -k_3/4 - k_4/4$ , 则可得

$$P(x, y) = \frac{I(x, y) - I_{\min}}{4 * (I_{\max} - I_{\min})} + \frac{G(x, y) - G_{\min}}{4 * (G_{\max} - G_{\min})} + k + 0.5 \quad (15)$$

即  $k_3$  与  $k_4$  两个参数合成了一个参数  $k$ 。

另一方面,式(15)中平等看待像素  $(x, y)$  的灰度与梯度幅值在初始概率计算中的作用,而实际上,由于梯度幅值分布极不对称,采用上式计算初始概率,会使得某些梯度幅值较高的背景像素(如背景边缘像素)获得过高的初始概率,或者使得某些梯度幅值较低的目标像素(如目标内部像素)初始概率过低,二者难以兼顾。若通过松弛过程不能纠正初始错误,将导致分割不正确。为此我们对式(15)又做了修正,采用灰度与梯度幅值分布的偏态系数进行加权,得到

$$P(x, y) = \frac{I(x, y) - I_{\min}}{2 * (I_{\max} - I_{\min})} * w_1 + \frac{G(x, y) - G_{\min}}{2 * (G_{\max} - G_{\min})} * w_2 + k + 0.5 \quad (16)$$

其中,

$$w_1 = |S_{kG}| / (|S_{kI}| + |S_{kG}|), w_2 = |S_{kI}| / (|S_{kI}| + |S_{kG}|) \quad (17)$$

这里,  $S_{kI}$  和  $S_{kG}$  分别为灰度与梯度幅值的偏态系数,即

$$S_{kI} = \mu_{3I} / \sigma_I^3, S_{kG} = \mu_{3G} / \sigma_G^3 \quad (18)$$

而  $\mu_{3I}$  与  $\mu_{3G}$  分别为灰度与梯度幅值的三阶中心矩,  $\sigma_I$  与  $\sigma_G$  分别为灰度与梯度幅值的标准差。

利用梯度投影技术求全局准则函数  $C_1$  的最大值,其结果是

$$P_{(x,y)}^{n+1} = \begin{cases} P_{(x,y)}^n [1 - \alpha] + \beta, & \text{(if } q_{(x,y)} > 0.5) \\ P_{(x,y)}^n [1 - \beta], & \text{(if } q_{(x,y)} < 0.5) \\ P_{(x,y)}^n, & \text{(if } q_{(x,y)} = 0.5) \end{cases} \quad (19)$$

式中,  $0 < \alpha < 1; 0 < \beta < 1$ 。  $\alpha$  和  $\beta$  值的大小控制每次迭代的平滑度及收敛速度,它们之比控制倾向性。

### 3.1 k 的选择方式

给定松弛过程参数  $\alpha$ 、 $\beta$ ,对每一个  $k$ ,我们可以采用松弛技术得到一个分割结果,而对不同的  $k$ ,初始概率不同,导致分割结果可能存在很大的差异。在没有其他任何先验知识的情况下,要在松弛过程开始前选择一个适当的  $k$  不是一件容易的事情,但使用第 2 节中定义的集合 STEP 和集合 SBEP,可以对分割结果进行评估。

设  $S(x, y)$  为分割结果图像,根据  $S(x, y)$ 、STEP 和 SBEP,我们可以确定  $S(x, y)$  与 STEP、SBEP 间的差异。

令

$$S_{B2T} = \{ (x, y) | (x, y) \in T \text{ and } (x, y) \notin SBEP \} \quad (20)$$

$$S_{T2B} = \{ (x, y) | (x, y) \in B \text{ and } (x, y) \notin STEP \} \quad (21)$$

显然,  $S_{B2T}$  和  $S_{T2B}$  都是  $k$  的函数。由式(16),可知在分割结果中,背景边缘像素易被误分为属于  $T$  类,即目标,而目标边缘像素不易被误分为背景。于是,若设置关于  $|S_{T2B}|$  的门限为一常数  $c(c > 0)$ ,则对于给定的  $\alpha$ 、 $\beta$ ,最优  $k$  应为

$$k^* = \arg \min_k |S_{B2T}|, \text{ 当 } |S_{T2B}| < c \text{ 时} \quad (22)$$

上式意味着在目标边缘像素被错分为背景边缘像素的个数  $|S_{T2B}|$  小于门限  $c$  的条件下,使得背景边缘像素被误分为目标边缘像素的个数  $|S_{B2T}|$  达到最小的  $k$  值即为最优  $k$ ,这显然是合理的。

因为  $S_{B2T}$  和  $S_{T2B}$  都是  $k$  的函数,相应地  $|S_{B2T}|$  和  $|S_{T2B}|$  也都是  $k$  的函数,分别记为  $f_1(k)$ 、 $f_2(k)$ ,则式(22)可视为在约束  $f_2(k) < c$  的条件下,求  $f_1(k)$  的极值点  $k^*$ ,且以  $k^*$  作为计算初始概率的参数,对图像进行分割,可以得到满意的分割结果。若存在此二函数的显式函数表达式,则可采用 Lagrange 乘子法求得  $k^*$ 。但在本文研究的问题中,并不存在关于  $f_1(k)$ 、 $f_2(k)$  的显式函数表达式,因此不能求得关于  $k^*$  的解析解。注意到如下事实:随着  $k$  的增大,  $|S_{B2T}|$  表现出单调递增的特点,而  $|S_{T2B}|$  将单调递减,于是可以在  $k$  的值域内,采样若干离散的  $k$  值,并分别利用它们对图像进行分割,得到关于  $S_{B2T}$  和  $S_{T2B}$  的两个序列,搜索其中满足式(22)的  $|S_{B2T}|$ 、 $|S_{T2B}|$  对,与之对应的  $k$  值即为  $k^*$ ,其精度由采样间隔决定。

为了减小运算量,可以先以较大的步长对  $k$  采样,确定一个较小的  $k^*$  取值范围,然后再以较小的步长在该小范围内采样  $k$  值和分割图像,从而得到更小的  $k^*$  取值范围,如此反复,直至得到满足精度要求的  $k^*$  值。

根据式(16),  $k$  的值域为  $[-0.5, 0.0]$ ,且随着  $k$  从  $-0.5$  增大至  $0.0$ ,  $|S_{B2T}|$  将从  $0$  单调增至  $|SBEP|$  (即所有的背景边缘像素均被误分为目标),而  $|S_{T2B}|$  将从  $|STEP|$  (即所有的目标边缘像素均被误分为背景)单调减至  $0$ 。故我们可以采用如下方法获得最优  $k$  :

(1) 设定步长  $k_1$ ,并尝试在  $k = -0.5 + \alpha \cdot k_1, \alpha = 0, 1, \dots, 0.5/k_1$  的情况下分割图像,得到分别关于  $S_{B2T}$  和  $S_{T2B}$  的两个序列。选择  $k^*, 0 \leq k^* \leq 0.5/k_1$ ,使得  $|S_{T2B}(k^*)| = k_1 > c$ ,且  $|S_{T2B}((k^* + 1)/k_1)| = k_1 \leq c$ 。从而得到具有精度  $k_1$  的最优  $k$  为  $k_1^* = -0.5 + (k^* + 1) \cdot k_1$ 。

(2) 设定一个新的步长  $k_2, k_2 < k_1$ ,并尝试在  $k = k_1^* - k_1 + \alpha \cdot k_2, \alpha = 0, 1, \dots, k_1/k_2$  的情况下分割图像,得到两个新的  $S_{B2T}$ 、 $S_{T2B}$  序列。选择  $k^*, 0 \leq k^* \leq k_1/k_2$ ,使得  $|S_{T2B}(k^*)| = k_2 > c$ ,且  $|S_{T2B}((k^* + 1)/k_2)| = k_2 \leq c$ 。得到具有精度  $k_2$  的最优  $k$  为  $k_2^* = k_1^* - k_1 + (k^* + 1) \cdot k_2$ 。其中,  $\alpha = 0$  及  $\alpha = k_1/k_2$  时的  $|S_{T2B}(\alpha | k = k_2)|$  值可由上一级获得,即

$$|S_{T2B}(0 | k = k_2)| = |S_{T2B}((k_1^* - k_1) | k = k_1)|$$

$$|S_{T2B}(k_1/k_2 | k = k_2)| = |S_{T2B}(k_1^* | k = k_1)|$$

(3) 在新的更小的步长下,重复步骤(2),可得到更精确的  $k^*$ 。

由于  $k$  的较小变化不会对分割结果产生严重影响,而计算非常精确的  $k$  将带来很大的计算负担。当步长小于  $0.01$  时,相邻两次分割的初始概率之差也小于  $0.01$ ,差别相当小,对分割结果的影响不大,因此我们仅在  $k_1 = 0.1, k_2 = 0.01$  的情况下计算  $k^*$ 。

## 4 实验结果

由于篇幅所限,这里仅给出一个实验结果。图 1(a) 为一

原始红外电厂目标图像,经过  $3 \times 3$  中值滤波预处理后的结果图像如图 1(b) 所示,图 1(c) 为图 1(a) 的灰度直方图. 图 2(a) 为采用手动门限法人工选取的关于图 1(a) 的最佳分割结果,这里使用的灰度门限为 150,可见该门限并不位于直方图的谷底处,说明采用简单的直方图峰谷值法确定分割门限难以得到该分割结果,而且从分割结果来看,目标内部也不够平滑,虽然这是我们所能得到的最佳门限分割结果. 图 2(b) 为采用 Otsu 聚类准则的分割结果<sup>[7]</sup>,图 2(c) 为采用 FCM(模糊 C 均值聚类) 算法的分割结果<sup>[8]</sup>,显然电厂目标均没有被正确地分割出来. 图 3(a) 为图 1(b) 采用 Sobel 算子得到的梯度幅值图像. 图 3(b) 为利用第 2 节中所提出的方法所确定的目标和背景边缘像素,其中,亮像素代表目标边缘点,暗像素代表背景边缘点,灰度像素代表低梯度幅值点. 图 3(c) 为采用本文方法得到的分割结果,电厂目标已被正确地分割出来,使用的参数  $T$ 、 $c$ 、 $\alpha_1$  和  $\alpha_2$  的取值分别为 20、20、0.25 和 0.25. 这里,我们使用如下的方法来选择参数  $T$  和  $c$ :

从第 2 节可以看出,  $T$  越大,表示梯度幅值门限  $T_G$  越小,因此集合 SEP 将包含更多的像素,相应地,集合 STEP 和集合 SBEP 也将包含更多的像素. 则由式 (21) 可知,集合  $S_{T2B}$  也很可能包含更多的像素. 即  $T$  越大,  $c$  也应越大. 一般地,我们发

现当  $20 \leq T \leq 40$  时,  $c$  可以经验地取为  $0.5T$  到  $T$ ,而随着  $T$  的增大,  $c$  应以更快的速度增加. 另一方面,因为集合 SEP 代表的是显著边缘像素的集合,故  $T$  不可太大.

而  $\alpha_1$  和  $\alpha_2$  值的大小控制每次迭代的平滑度及收敛速度,它们之比控制倾向性,较大的  $\alpha_1$  和  $\alpha_2$  值导致分割结果不平滑,而不等的  $\alpha_1$  和  $\alpha_2$  值则导致分割结果倾向某一类,这是我们所不愿看到的. 因此取值原则为二者不能太大,它们的值应相等,故本文中取为 0.25.

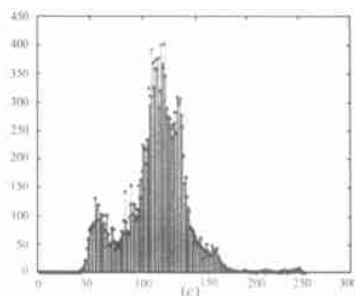
表 1 为参数  $T$ 、 $c$ 、 $\alpha_1$  和  $\alpha_2$  分别为 20、20、0.25 和 0.25 时,在不同的  $k$  下,  $|S_{B2T}|$  和  $|S_{T2B}|$  的变化值. 从表 1 的第 1 行和第 3 行可以看出,当  $k = -0.3$ ,即  $\alpha = 2$  时(因为  $k = -0.5 + \alpha \cdot 0.1$ ),有  $|S_{T2B}(2|k=0.1)| = 177 > c = 20$ ,而当  $k = -0.2$ ,即  $\alpha = 3$  时,有  $|S_{T2B}(3|k=0.1)| = 0 < c = 20$ ,得精度为  $k = 0.1$  的最优  $k$  为  $-0.5 + 3 \cdot 0.1 = -0.2$ ,如表中的粗体数字所示. 又从表 1 的第 4 行和第 6 行可以看出,当  $k = -0.24$ ,即  $\alpha = 6$  时(因为  $k = -0.2 - 0.1 + \alpha \cdot 0.01$ ),有  $|S_{T2B}(6|k=0.01)| = 35 > c = 20$ ,而当  $k = -0.23$ ,即  $\alpha = 7$  时,有  $|S_{T2B}(7|k=0.01)| = 18 < c = 20$ ,得精度为  $k = 0.01$  的最优  $k$ ,也即最终的最优  $k$  为  $-0.2 - 0.1 + 7 \cdot 0.01 = -0.23$ ,如表中的粗体数字所示.



(a)



(b)

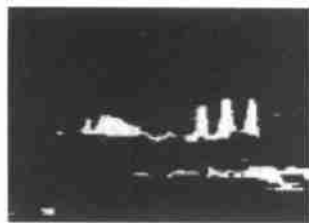


(c)

图 1(a) 原始红外电厂目标图像

图 1(b) 图 1(a) 的  $3 \times 3$  中值滤波结果

图 1(c) 图 1(a) 的灰度直方图



(a)



(b)



(c)

图 2(a) 图 1(a) 手动门限法分割结果

图 2(b) 图 1(a) 的 Otsu 准则分割结果

图 2(c) 图 1(a) 的 FCM 算法分割结果



(a)



(b)



(c)

图 3(a) 图 1(b) 的梯度幅值图

图 3(b) 图 1(a) 的目标和背景边缘像素

图 3(c) 采用本文方法的图 1(a) 分割结果

表 1  $|S_{B2T}|$ 、 $|S_{T2B}|$  与  $k$  的关系列表

$K$	-0.5	-0.4	-0.3	-0.2	-0.1	0.0					
$ S_{B2T} $	0	0	17	314	394	394					
$ S_{T2B} $	361	336	177	0	0	0					
$k$	-0.3	-0.29	-0.28	-0.27	-0.26	-0.25	-0.24	-0.23	-0.22	-0.21	-0.2
$ S_{B2T} $	17	27	32	50	63	78	104	147	181	250	314
$ S_{T2B} $	177	160	147	137	116	73	35	18	7	5	0

应当指出的是,采用基于模型的 FLIR 图像分割算法<sup>[2,4,5]</sup>,在适当的分割参数下,也可以得到图 1(a) 的良好分割结果,但该方法中,获得适当分割参数的过程不是自动进行的,而是由使用者经验地选取的,而且往往需要经过多次试探方可得到满意的分割结果.本文则是在给定其它参数的情况下,以 $|S_{B2T}|$ 和 $|S_{T2B}|$ 为指导,自动地调整参数  $k$ ,以达到最佳分割效果.

## 5 结论

本文提出了一种基于边缘约束的、能克服门限面技术和简单的松弛技术不足的红外目标图像松弛分割算法,该方法通过确定显著边缘像素,建立了一个评估在不同初始概率下松弛分割结果的准则函数.通过自动调整初始概率,获得该准则函数的最优或次优解,从而得到满意的分割结果.

由于本文方法是基于分割结果的后验分析的,即评估准则仅在松弛过程收敛后方可使用,因此需要在多种不同的初始概率下进行松弛分割,才能通过评估确定最佳的分割结果,这导致算法运算量过大.如何在松弛过程开始前或进行中确定适当的分割参数是我们下一步需要解决的问题.

## 参考文献:

- [ 1 ] B Bhanu. Automatic target recognition: state of the art survey [J]. IEEE Trans ,AES,1986 ,AES-22(4) :364 - 379.
- [ 2 ] B Bhanu ,R D Holben. Model-based segmentation of FLIR images [J]. IEEE Trans ,AES,1990 ,AES-26(1) :2 - 11.

- [ 3 ] S D Yanowitz ,A M Bruckstein. A new method for image segmentation [J]. Comput Vision ,Graph ,Image Process ,1985 ,46 :82 - 95.
- [ 4 ] N Sang ,T Zhang. Segmentation of FLIR images by target enhancement and image model [A]. Proc. of SPIE [C]. Wuhan :SPIE,1998. 274 - 277.
- [ 5 ] 桑农,张天序. 结合背景抑制技术的 FLIR 图像分割 [J]. 红外与毫米波学报,1999 ,18(5) :369 - 374.
- [ 6 ] F H Y Chan ,F K Lam ,H Zhu. Adaptive Thresholding by Variational Method [J]. IEEE Trans IP,1998 ,IP-7(3) :468 - 473.
- [ 7 ] N A Otsu. Threshold Selection Method from Gray-Level Histogram [J]. IEEE Trans SMC,1979 ,SMC-9(1) :62 - 66.
- [ 8 ] 郭桂蓉,等. 模糊模式识别 [M]. 长沙:国防科技大学出版社,1992.

## 作者简介:



桑农男,1968年8月生于重庆,1990年毕业于华中理工大学计算机软件专业,1993年毕业于华中理工大学模式识别与智能控制专业获硕士学位,2000年毕业于华中科技大学模式识别与智能系统专业获博士学位,现任该校教授,从事图像分析、景像匹配、计算机视觉和模式识别等方面的研究工作,在国内外学术刊物和国际学术会议发表论文40余篇.



张天序男,1947年5月生于重庆,1970年毕业于中国科学技术大学无线电电子学系,1981年毕业于华中理工大学计算机科学与工程系获硕士学位,1989年毕业于浙江大学光科系获博士学位.现任华中科技大学图像识别与人工智能研究所教授、博士生导师、所长、图像信息处理与智能控制教育部重点实验室主任,从事精确制导、计算机视觉、智能图像数据压缩、生物医学成像及处理等方面的科研、教学工作,在国内外学术刊物和国际学术会议发表论文50余篇.