

369-374

⑥

结合背景抑制技术的 FLIR 图像分割

桑农 张天序

(华中理工大学, 图像识别与人工智能研究所, 湖北, 武汉, 430074)

图像信息处理与智能控制国家教委开放实验室, 湖北, 武汉, 430074

TP391.41

摘要 针对前视红外(FLIR)图像的分割, 提出采用去中值滤波器进行预处理抑制背景、增强目标, 进而利用基于模型的 FLIR 图像分割(MBS)算法完成图像分割, 从相容性向量及初始概率计算两方面对 MBS 算法进行了改进, 对实际红外目标图像分割结果证实该方法与 MBS 算法相比, 在低对比度、高噪声情况下能得到更为精确的分割结果, 同时能极大地降低了背景干扰。

关键词 图像分割, 梯度松弛技术, 前视红外图像, 去中值滤波。

引言

背景抑制

图像分割是图像处理领域中的一个基本问题, 也是自动目标技术(ATR)中的一项关键技术。ATR 技术中广泛使用的成像传感器是红外传感器, 由于红外图像自身的特点, 使得红外图像中目标和背景的对比如较低, 边缘模糊。在提高 FLIR 图像分割的性能方面, 已有大量工作^[1-3]。B. Bhnu 等人提出了一种很简单的定性的红外图像模型^[1], 并将该模型与梯度松弛技术^[2]结合, 即基于模型的 FLIR 分割(MBS)算法^[1]。MBS 算法已成功地用于分割简单背景下的 FLIR 图像, 但在某些复杂的情况下, 则难以得到满意的分割结果。为解决这一问题, 在分割前进行有效的背景抑制及目标增强是十分必要的。

本文提出采用去中值滤波器进行预处理以抑制背景、增强目标, 进而利用 MBS 算法完成图像分割。为了克服 MBS 算法存在的不足, 本文从相容性向量及初始概率计算两方面对 MBS 算法进行了改进。该方法对复杂背景中的低对比度目标能得到准确的分割, 对实际红外目标图像的分割结果, 证实该方法在实现低对比度、高噪声情况下的 FLIR 图像分割方面明显优于 MBS 算法。

1 基于模型的 FLIR 图像分割方法

设图像中有 N 个像素, 它们分别属于 λ_1 类和 λ_2 类, 对应于亮目标和暗背景。又设像素 i 属于 λ_1 类和 λ_2 类的概率分别为 $p_i(\lambda_1)$ 、 $p_i(\lambda_2)$, 二者构成向量 $p_i = (p_i(\lambda_1), p_i(\lambda_2))$ 。我们的目的是通过松弛迭代, 使得 $p_i(\lambda_1)$ 趋近于 1 或 0, 同时 $p_i(\lambda_2)$ 趋近于 0 或 1, 以便将像素 i 划分为 λ_1 类(目标)或 λ_2 类(背景)。

根据 FLIR 图像模型特点, 将图像的像素分为边缘点及内部点两类, 边缘点对应于高梯度幅值像素, 内部点对应于低梯度幅值像素。对每一像素 i , 定义 V_i 为包含 i 及其 8 邻域的像素集合, $V_{i,L}$ 为 V_i 的内部点集合, $V_{i,B}$ 为 V_i 中的边缘点集合, $V_{i,D}$ 为 $V_{i,B}$ 中与 i 的边缘方向之

差在 $\pm 30^\circ$ 以内的子集.于是可定义相容性向量 $q_i(q_i(\lambda_1), q_i(\lambda_2))$ 为:若 i 是内部点,则

$$q_i(\lambda_k) = \frac{1}{V_{i,j} \in V_{in}} \sum P_j(\lambda_k), \quad (k = 1, 2; i = 1, 2, \dots, N); \quad (1)$$

若 i 是边缘点,则

$$q_i(\lambda_k) = \frac{1}{V_{i,j} \in V_{ed}} \sum P_j(\lambda_k), \quad (k = 1, 2; i = 1, 2, \dots, N). \quad (2)$$

根据一致性及非模糊性标准,可建立一个全局准则函数

$$C(P_1, P_2, \dots, P_N) = \sum_{i=1}^N P_i \cdot q_i. \quad (3)$$

利用梯度投影技术求其最大值,其结果为

$$p_i^*(\lambda_1) = \begin{cases} p_i^*(\lambda_1)[1 - \alpha_1] + \alpha_1, & (q_i(\lambda_1) > 0.5) \\ p_i^*(\lambda_1)[1 - \alpha_2], & (q_i(\lambda_1) < 0.5) \end{cases} \quad (4)$$

式中, $0 < \alpha_1 < 1$; $0 < \alpha_2 < 1$.

每次迭代后,修正方向参数为邻域像素中方向差在 $\pm 30^\circ$ 以内的方向的均值,即

$$\theta^{n+1}(i) = \frac{1}{V_{E,i} \in V_E} \sum \theta^n(j). \quad (5)$$

这里 V_E 为 V_i 中与 i 的边缘方向之差在 $\pm 30^\circ$ 以内的子集.而初始概率可表示为

$$p_i(\lambda_1) = B_1 \left(\frac{I(i) - IBAR}{255} \right) + B_2 \left(\frac{E(i) - EBAR}{E_{max}} \right) + 0.5, \quad (6)$$

式中 $I(i)$ 为像素 i 的灰度值; $E(i)$ 为该像素的梯度幅值; $IBAR$ 是一个与灰度均值及均方差有关的量^[2,3],一般取 $IBAR = \mu_x + k_1 \sigma_x$,即 $IBAR$ 是 μ_x 与 σ_x 的线性函数 f_1 ; $EBAR$ 是划分边缘点与内部点的梯度幅值门限,可取 $EBAR = \mu_e + k_2 \sigma_e$,即 $EBAR$ 也是 μ_e 与 σ_e 的线性函数 f_2 ; $B_1 = 0.5/\sigma_x$; $B_2 = 0.5/\sigma_e$; E_{max} 为梯度幅值的最大值; μ_x 和 σ_x^2 分别表示图像的灰度均值与方差; μ_e 和 σ_e^2 分别表示梯度幅值的均值与方差.

2 背景抑制及目标增强预处理技术

如上所述, MBS 算法已成功地用于分割简单背景下的 FLIE 图像,如海面舰船目标,但对某些复杂的情况,如地面景象,则通常难以得到满意的分割结果.一种有效的改进方法是在分割图像之前,采用增强目标并抑制背景的背景预处理技术.我们使用去中值滤波器增强目标和抑制背景.去中值滤波器是由 Barnett 等人提出并用于小目标检测之中^[4-6].它们主要思想是局部背景估计及门限计算.去中值滤波器用于增强目标、抑制背景的原理可简述为:由于中值滤波器能滤除小于中值滤波器模板一半的脉冲,若使用的中值滤波器模板至少两倍于期望最大目标对图像进行处理,则在结果图像中,仅剩下背景信息(即背景的估计),而不存在任何目标信息.从原始图像中减去该背景估计,将得到与目标相似的残差,即图像中的目标得到了增强,而背景被抑制.该技术的形式化定义为:对图像 $f(i, j)$, 中值滤波所得局部背景估计图像 $f_m(i, j)$ 为

$$f_m(i, j) = \text{median}[f(i-m, j-n), \dots, f(i, j), \dots, f(i+m, j+n)], \quad (7)$$

这里 $(2m+1) \times (2n+1)$ 表示中值滤波器模板大小, m 与 n 为正整数.

3 MBS 算法的不足及改进

MBS 算法的原理可发现如下不足: (1) 将所有像素分成内部点及边缘点两类是不恰当的, 正如我们无法将所有的像素用一个灰度门限正确地划分为目标像素和背景像素两类, 不可能用一个边缘幅值门限确定一个像素为内部像素或边缘像素; 另外, 分别处理内部像素和边缘像素也增加了计算量, 从这个意义上说, 我们认为在分割算法中不区分内部像素和边缘像素更为合理; (2) 在松弛过程中, 考虑边缘方向也不恰当, 特别是仅仅使用一个简单的边缘检测算子 (如 Sobel 算子或具有 6 个模板的方向模板序列) 来计算边缘方向时, 因为边缘方向易受噪声影响. 尽管可以使用其他更有效的算法, 如 Canny 算子^[7]或 LOG 算子^[8], 但它们的计算量很大. 因此, 我们认为在松弛过程中不应考虑边缘方向; (3) MBS 算法中灰度增益与偏置变化不是不变的, 即分割结果可能随灰度增益与偏置变化而变化.

我们首先证明松弛算法中概率参量 $p_i(\lambda_i)$ 随灰度增益与偏置变化而变. 根据式 (6), 对图像 I , 可得像素 i 的初始概率为

$$p_i(\lambda_i) = B_1 \left(\frac{I(i) - IBAR}{255} \right) + B_2 \left(\frac{E(i) - EBAR}{E_{max}} \right) + 0.5.$$

则对相对于图像 I 的具有增益 g 和偏置 b 的图像 I' , 有

$$I'(i) = g * I(i) + b, \mu'_x = g * \mu_x + b, \sigma'_x = g * \sigma_x.$$

因 $E(i) = dI(i)$, 故

$$E'(i) = dI'(i) = d(g * I(i) + b) = g * dI(i) = g * E(i),$$

及 $E'(i) = g * E(i), \mu'_x = g * \mu_x, \sigma'_x = g * \sigma_x, E'_{max} = g * E_{max}.$

而对 $IBAR$ 与 $EBAR$, 因 $IBAR = f_1(\mu_x, \sigma_x) = \mu_x + k_1 \sigma_x, EBAR = f_2(\mu_x, \sigma_x) = \mu_x + k_2 \sigma_x$, 所以, $IBAR' = g * IBAR + b, EBAR' = g * EBAR$. 又因 $B_1 = 0.5 / \sigma_g, B_2 = 0.5 / \sigma_e$, 故有 $B'_1 = B_1 / g, B'_2 = B_2 / g$. 从而得到

$$\begin{aligned} p'_i(\lambda_i) &= B'_1 \left(\frac{I'(i) - IBAR'}{255} \right) + B'_2 \left(\frac{E'(i) - EBAR'}{E'_{max}} \right) + 0.5 \\ &= B_1 \left(\frac{I(i) - IBAR}{255} \right) + B_2 \left(\frac{E(i) - EBAR}{\alpha * E_{max}} \right) + 0.5 \neq p_i(\lambda_i), \end{aligned} \quad (8)$$

由此可见, 按式 (6) 定义的 $p_i(\lambda_i)$ 随灰度的增益与偏置变化而变, 因此也就会影响到松弛算法的分割结果. 本文定义不区分内部点及边缘点的新的相容性向量 q_i 为

$$q_i(\lambda_i) = \frac{1}{V_i} \sum_{j \in V_i} \sum_{l=1}^2 C(i, \lambda_i, j, \lambda_j) p_j(\lambda_j), \quad (k = 1, 2; i = 1, 2, \dots, N) \quad (9)$$

并定义像素 i 的初始概率为

$$p_i(\lambda_i) = \left\{ \frac{I(i) - IBAR}{4 * (I_{max} - I_{min})} \right\} + \left\{ \frac{E(i) - EBAR}{4 * (E_{max} - E_{min})} \right\} + 0.5,$$

$$IBAR = I_{min} + k_1 * (I_{max} - I_{min}),$$

$$EBAR = E_{min} + k_2 * (E_{max} - E_{min}). \quad (10)$$

这里 I_{max} 与 I_{min} 分别为全图中的最大灰度及最小灰度, E_{max} 与 E_{min} 分别为全图中的最大梯度幅值及最小梯度幅值. 则相对于图像 I 具有增益 g 和偏置 b 的图像 I' , 有

$$I'(i) = g * I(i) + b, \quad IBAR' = g * IBAR + b,$$

$$E'(i) = g * E(i), \quad EBAR' = g * EBAR,$$

$$I'_{max} = g * I_{max} + b, \quad I'_{min} = g * I_{min} + b,$$

$$E'_{max} = g * E_{max}, \quad E'_{min} = g * E_{min}.$$

及

$$\begin{aligned} p'_i(\lambda_i) &= \left\{ \frac{I'(i) - IBAR'}{4 * (I'_{max} - I'_{min})} \right\} + \left\{ \frac{E'(i) - EBAR'}{4 * (E'_{max} - E'_{min})} \right\} + 0.5 \\ &= \left\{ \frac{I(i) - IBAR}{4 * (I_{max} - I_{min})} \right\} + \left\{ \frac{E(i) - EBAR}{4 * (E_{max} - E_{min})} \right\} + 0.5 = p_i(\lambda_i). \end{aligned} \quad (11)$$

可见新的初始概率定义与灰度的增益和偏置变化无关的, 即分割结果不会受到灰度的增益与偏置变化影响.

4 实验结果

图 1~3 为实验结果, 图 1(a) 为原始 FLIR 图像, 其中目标亮度太低, 难以清楚地分辨, 因此同时给出了其经过直方图均衡后得到的结果图像, 如图 1(b). 图 2 为采用灰度门限为 6 的简单门限法分割结果, 可以看出, 在目标分割尚不完整、内部存在空洞的情况下, 目标边界已与背景相连. 可以得出结论: 若降低灰度门限值, 虽然可以获得更完整的目标, 但目标与周围背景将存在更强的连接; 若提高灰度门限值, 虽然可以将目标与背景分离开, 但目标的分割将是更不完整的. 于是可知, 没有一个灰度门限能够获得满意分割效果, 这表明针对该

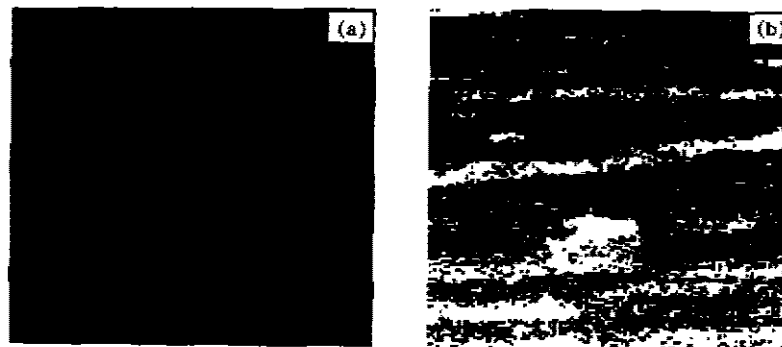


图 1 原始 FLIR 图像及其直方图均衡结果图像

(a) 原始 FLIR 图像, (b) 图 1(a) 的直方图均衡结果图

Fig. 1 Original FLIR image and its histogram equalization

(a) original FLIR image, (b) histogram equalized result of Fig. 1 (a)

FLIR 图像, 采用简单的灰度门限法进行分割是不合适的, 如直方图分析法、Otsu 准则法、最佳熵法等^[2], 无论其采用何种方式、何种准则确定所谓的最优灰度门限, 都不可能得到满意的分割结果. 图 3 为采用 MBS 算法的分割结果, 这里取 $k_1=2.0, k_2=0.0, \alpha_1=\alpha_2=0.3$. 由图 3 可看到, 目标(见框内部分)内部存在许多小洞, 且图像中背景噪声干扰很多. 图 4 为本文方法的分割结果, 其中使用的中值滤波器模板是宽度为 65 的一维行向量, 并取 $k_2=0.16, k_1=0.16, \alpha_1=\alpha_2=0.3$. 显然, 与图 3 相比, 图 4 的(见框内部分)分割结果更准确, 背景噪声干扰更少.



图 3 MBS 算法分割结果
Fig. 3 Segmentation result by MBS algorithm



图 2 门限法分割结果图像
(灰度门限值为 6)
Fig. 2 Segmentation result by thresholding, where the gray threshold=6



图 4 本文方法的分割结果
Fig. 4 Segmentation result by the authors' method

5 结论

本文提出了一种实现 FLIR 图像有效分割的方法, 即首先采用去中值滤波器进行预处理以抑制背景、增强目标, 进而利用 MBS 算法完成图像分割. 由于去中值滤波器能有效地抑制背景干扰, 同时增强目标信息, 因此非常有利于后续的分割操作. 针对 MBS 算法在理论及实际应用中存在的不足, 本文提出在分割中不考虑各像素的边缘特性, 即不根据梯度幅值区分边缘点和内部点, 不使用关于边缘方向的信息, 据此给出了相容性向量计算的新方法, 为了得到关于灰度的增益与偏置变化不变的分割算法, 改进了初始概率的计算.

文中给出了针对实际红外目标图像的分割结果. 结果表明, 本文方法与 MBS 算法相比, 在低对比度、高噪声情况下能得到更为精确的分割结果, 同时能极大地降低背景的干扰. 当然, 本文的方法在实际应用中, 需拥有关于目标最大大小的先验知识, 并且如何选择中值滤波器模板的方向, 以利于滤除目标同时保留背景也需要进一步的研究.

REFERENCES

- 1 Bhanu B, Holben R D. Model-based segmentation of FLIR images, *IEEE Trans. AES*, 1990, **AES-26**(1), 2—11
- 2 Bhanu B, Faugeras O D. Segmentation of images having unimodal distributions, *IEEE Trans. PAMI*, 1982, **4**(4): 408—419
- 3 Bhanu B, Parvin B A. Segmentation of natural scenes, *Pattern Recognition*, 1987, **20**(5): 487—496
- 4 Barnett J. Statistical analysis of median subtraction filtering with application to point target detection in infrared backgrounds, *Proc. SPIE*, 1989, **1050**: 10—15
- 5 Billard B, Arozullab M, Barnett J. Application of nonparametric detectors to point target detection in infrared clutter backgrounds, *Proc. SPIE*, 1989, **1096**: 108—118
- 6 Barnett J, Billard B, Lee C. Nonlinear morphological processors for point-target detection versus an adaptive linear spatial filter; a performance comparison, *Proc. SPIE*, 1993, **1954**: 12—24
- 7 Canny J. A computational approach to edge detection, *IEEE Trans. PAMI*, 1986, **PAMI-8**(6): 679—698
- 8 Marr D C, Hildreth E. Theory of edge detection, *Proc. of Roy. Soc. London*, 1979, **B207**: 301—328
- 9 Sahoo P, Soltani S, Wong A, *et al.* A survey of thresholding technique, *CVGIP*, 1988, **41**: 233—250

SEGMENTATION OF FLIR IMAGES INCORPORATED WITH BACKGROUND SUPPRESSION

SANG Nong ZHANG Tian-Xu

(Institute for Pattern Recognition and Artificial Intelligence, Huazhong University of Science and Technology,

Wuhan, Hubei 430074, China;

State Education Commission Laboratory for Image Processing and Intelligent Control, Wuhan,

Hubei 430074, China)

Abstract For the segmentation of forward-looking infrared (FLIR) images, a new method was proposed, which uses median subtraction filter to suppress background and enhance targets, then uses the model-based segmentation (MBS) of FLIR images to perform segmentation. A new computational method of compatibility vector and initial probability was proposed to improve MBS algorithm. The segmentation results with real FLIR images prove that the presented method can give more precise and accurate segmentation of targets than MBS algorithm under low contrast and high noise conditions, and reduce the influence of background greatly.

Key words image segmentation, gradient relaxation technique, forward-looking infrared images, median subtraction filter.