

文章编号: 1672-8785(2016)09-00018-07

一种基于区域竞争法的红外图像分割水平集模型

胡彪¹ 周则明^{1*} 陈超迁¹ 宋兴瑞^{1,2} 曹磊²

(1. 解放军理工大学气象海洋学院, 江苏南京 211101;

2. 南京淡磊软件科技有限公司, 江苏南京 211101)

摘要: 为有效分割红外图像中边界模糊、对比度低的感兴趣目标, 提出了一种基于变分的红外图像分割模型。针对测地线活动轮廓模型 (Geodesic Active Contour, GAC) 对噪声敏感的问题, 假设图像中的目标和背景服从 Gaussian 分布, 再根据像素属于红外目标的概率构造区域能量项, 以提高模型的鲁棒性。在模型中引入有符号距离约束, 以避免曲线在演化过程中重新初始化, 提高模型执行的效率。实验结果表明, 本文方法能够有效地分割红外图像中的感兴趣目标。

关键词: 红外图像; 图像分割; 变分方法; 水平集

中图分类号: TN949 文献标志码: A DOI: 10.3969/j.issn.1672-8785.2016.09.004

A Level Set Model for Infrared Image Segmentation Based on Region Competition Method

HU Biao¹, ZHOU Ze-ming *¹, CHEN Chao-qian¹, SONG Xing-rui^{1,2}, CAO Lei²

(1. College of Meteorology and Oceanography, PLA Univ. of Science and Technology,

Nanjing 211101, China;

2. Nanjing Lory Software Technology Co., Ltd., Nanjing 211101, China)

Abstract: To effectively segment the targets of interest with blurred boundaries and low contrast in infrared images, an infrared image segmentation model based on region competition is proposed. For the Geodesic Active Contour (GAC) model sensitive to noise, assuming that the object and background in an image obey Gaussian distribution. Then, according to the probability of pixels belonging to the infrared object, a region energy term is constructed so as to improve the robustness of the model. Finally, a signed distance function is introduced to avoid the re-initialization of the curve in the process of evolution and improve the efficiency of the model. The experimental results show that the proposed method can segment the targets of interest in an infrared image effectively.

Key words: infrared image; image segmentation; variational method; level set

收稿日期: 2016-05-12

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (41174164, 61473310)

作者简介: 胡彪 (1989-), 湖南长沙人, 硕士研究生, 主要研究模式识别与图像处理。

E-mail: lhubiao@126.com

* 通讯作者: 周则明, 副教授, E-mail:zhouz_zeming@yahoo.com

0 引言

红外图像系统是根据目标的红外辐射强度成像的, 它具有抗干扰能力强、全天候运行等优点, 在军事和民用等方面得到了广泛的应用。红外图像感兴趣区域 (Region of Interest, ROI) 分割是进行红外目标识别与跟踪的基础, 由于受到分割目标与周围背景存在热交换、大气散射与吸收和传感器噪声等因素的影响, 图像中目标和背景的对比度低, 边缘模糊; 另外, 目标自身辐射的不均匀性也会增加分割难度。

目前, 阈值分割^[1-6]是最常用的红外图像分割算法。它基于图像灰度和梯度阈值信息进行分割, 简单易行, 但对噪声敏感, 当目标的边缘模糊、灰度分布不均匀以及与背景的对比度较低时往往难以达到理想的分割效果。

近年来, 变分方法被广泛应用于图像分割, 其中基于变分水平集的图像分割算法^[7-12]取得了较好的结果。Caselles 等提出的测地线活动轮廓模型^[13]利用图像梯度信息构造边缘停止函数, 可使轮廓在目标边缘停止演化, 但当弱边界目标出现时轮廓很难在边界处停止。Chan 和 Vese 提出了基于简化 Mumford-shah 模型的 Chan-Vese 方法^[14], 该方法在能量函数中引入区域信息以作为约束能量, 降低了初始零水平集曲线的位置要求, 但该方法为了使水平集在演化过程中接近有符号距离函数, 需要周期性地对水平集函数重新进行初始化, 增加了算法的计算复杂度。Li 等^[15,16]在水平集分割模型中引入有符号距离保持能量项, 使得水平集在演化过程中始终保持有符号距离的特性, 避免了重新初始化过程, 大大提高了水平集演化的速度。在此基础上, 梅雪等^[17]针对边缘模糊、噪声较大的红外图像分割问题, 提出了基于全局信息、无需重新初始化的变分水平集分割算法, 在一定程度上克服了目标边界模糊时出现的过分割问题。冯媛等^[18]提出用一种基于梯度和区域信息的多尺度水平集图像分割算法构建一个基于小波高频分量的边缘检测函数, 在得到粗分割结果后, 再利用 Li 方法得到最终的分割结果, 解决了初始轮廓

位置的定位问题。该方法对于复杂或大幅面图像, 可有效减少分割时间。王晓曦等^[19]在文献[16]的基础上通过引入结合图像局部熵信息的边缘停止函数, 对复杂的红外图像有较好的分割效果。王艳^[20]在 Li 方法基础上引入一个可变权系数以代替原模型中面积项的常值权系数, 解决了轮廓初始化敏感的问题。

本文根据红外图像的特点提出一种新的变分模型。能量泛函包含三项: 根据红外图像灰度分布定义的区域能量项、曲率能量项以及为避免曲线在演化过程中的重新初始化引入的有符号距离约束项。基于梯度下降流和水平集方法求解能量泛函的最优解, 可得到感兴趣的轮廓。

1 基于区域竞争的红外图像水平集分割模型

1.1 GAC 模型

设 $I : \Omega \rightarrow [0, 255]$ 为定义在空间域 $\Omega \subset R^2$ 上的图像, GAC 模型定义的能量泛函为

$$E_{GAC} = \int_0^{l(\gamma)} g ds \quad (1)$$

式中, $l(\gamma)$ 为闭合曲线 γ 的长度, g 为停止函数, 满足 $\lim_{t \rightarrow \infty} g(t) = 0$, 其定义为

$$g = \frac{1}{1 + |\nabla G_\sigma * I|^2} \quad (2)$$

G_σ 是方差为 σ 的高斯核函数, 故 g 为关于图像梯度的递减函数。

由式(2)得出梯度下降流方程为

$$\frac{\partial \gamma}{\partial t} = -(\kappa g + \langle \nabla g, \vec{N} \rangle) \vec{N} \quad (3)$$

其对应的水平集演化方程为

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \kappa ||\nabla \phi|| + \langle \nabla g, \nabla \phi \rangle \quad (4)$$

曲线在演化过程中受到两种力的支配: 来自曲线自身几何曲率的内力和来自图像梯度信息 ∇g 的外力。在两种力的共同作用下, 曲线逐渐向图像边界演化。

1.2 区域竞争分割模型

假设图像区域 $R_i, i \in 1, 2$ 服从参数为 μ_{R_i} 、 σ_{R_i} 的 Gaussian 分布，其概率密度函数为

$$P_{Gaussian}(I|R_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{R_i}^2}} e^{-\frac{|I-\mu_{R_i}|^2}{2\sigma_{R_i}^2}} \quad (5)$$

式中， I 为图像的灰度， R_i 为待分割图像的目标及背景区域。

根据目标和背景区域的灰度概率分布构造区域能量项：

$$E_{con_prob} = \sum_{i=1}^2 \int_{R_i} G(I, \mu_{R_i}, \sigma_{R_i}) d\Omega \quad (6)$$

式中，

$$G(I, \mu_{R_i}, \sigma_{R_i}) = -\log P_{Gaussian}(I|R_i) \quad (7)$$

在 GAC 模型基础上引入区域能量项，本文提出的模型为

$$E = \mu E_{con_prob} + \lambda E_{GAC} + \beta E_{disreg} \quad (8)$$

式中， E_{disreg} 为有符号距离约束项，其定义为

$$E_{disreg} = \int_{\Omega} \frac{1}{2} (||\nabla \phi|| - 1)^2 d\Omega \quad (9)$$

有符号距离约束项的引入避免了传统的水平集方法在迭代过程中周期性初始化水平集函

数的问题。 μ 、 λ 和 β 分别为区域能量项、GAC 模型项及有符号距离约束项的权重系数， μ 越大，曲线在区域能量项的驱动下向目标边界演化的速度越快。演化曲线在区域能量项、GAC 模型项和有符号距离约束项的共同作用下向目标边界演化。

计算(8)式的一阶变分，基于梯度下降流可得到曲线的演化方程：

$$\begin{aligned} \frac{\partial \phi}{\partial t} &= -\mu V_{Gaussian} ||\nabla \phi|| \\ &\quad + \lambda (\kappa ||\nabla \phi|| + \langle \nabla g, \nabla \phi \rangle) + \beta [\Delta \phi - \operatorname{div}(\frac{\nabla \phi}{||\nabla \phi||})] \end{aligned} \quad (10)$$

式中，

$$V_{Gaussian} = -(G(I, \hat{\mu}_{R_1}, \hat{\sigma}_{R_1}) - G(I, \hat{\mu}_{R_2}, \hat{\sigma}_{R_2})) \quad (11)$$

$$G(I, \hat{\mu}_{R_1}, \hat{\sigma}_{R_1}) = -\log P_{Gaussian}(I|R_i) \quad (12)$$

$\hat{\mu}_{R_1}$ 、 $\hat{\mu}_{R_2}$ 和 $\hat{\sigma}_{R_1}$ 、 $\hat{\sigma}_{R_2}$ 分别为当前演化曲线所划分内外区域的均值和方差， κ 为演化曲线的曲率。演化曲线所在位置属于目标的概率更大时，速度项 $V_{Gaussian}$ 推动曲线向背景区域演化。反之则向目标区域演化。

2 数值计算

离散化式(10)，得到：

$$\phi_{ij}^{n+1} = \phi_{ij}^n + \Delta t \times \left\{ \begin{array}{l} -\mu [max(V_{ij}^n, 0)\nabla^+ + min(V_{ij}^n, 0)\nabla^-] \\ + \lambda \kappa_{ij}^n [(D_{ij}^{0x})^2 + (D_{ij}^{0y})^2]^{\frac{1}{2}} \\ + \lambda \left[max(\nabla g_{1ij}^n, 0)D_{ij}^{-x} + min(\nabla g_{1ij}^n, 0)D_{ij}^{+x} \right. \\ \left. + max(\nabla g_{2ij}^n, 0)D_{ij}^{-y} + max(\nabla g_{2ij}^n, 0)D_{ij}^{+y} \right] \\ + \beta (\Delta \phi_{ij}^n - \kappa_{ij}^n) \end{array} \right\} \quad (13)$$

式中， Δt 为时间步长， n 为迭代次数， i 、 j 为图像坐标， D_{ij}^{0x} 、 D_{ij}^{0y} 分别为 x 、 y 的中心差

分格式， ∇g_{1ij} 、 ∇g_{2ij} 为在 x 、 y 方向上的分量。 ∇^+ 和 ∇^- 定义为

$$\begin{aligned} \nabla^+ &= (max(D_{ij}^{-x}, 0)^2 + min(D_{ij}^{+x}, 0)^2 + max(D_{ij}^{-y}, 0)^2 + max(D_{ij}^{+y}, 0)^2)^{\frac{1}{2}} \\ \nabla^- &= (max(D_{ij}^{+x}, 0)^2 + min(D_{ij}^{-x}, 0)^2 + max(D_{ij}^{+y}, 0)^2 + max(D_{ij}^{-y}, 0)^2)^{\frac{1}{2}} \end{aligned} \quad (14)$$

式中, D_{ij}^{+x} 、 D_{ij}^{-x} 和 D_{ij}^{-y} 、 D_{ij}^{+y} 分别为 x 和 y 的前向差分和后向差分格式。

曲率 κ 采用中心差分格式离散化:

$$\kappa_{ij}^n = \frac{D_{ij}^{xx}(D_{ij}^{0y})^2 + 2D_{ij}^{0x}D_{ij}^{0y}D_{ij}^{xy} - D_{ij}^{yy}(D_{ij}^{0x})^2}{((D_{ij}^{0x})^2 + (D_{ij}^{0y})^2)^{\frac{3}{2}}} \quad (15)$$

拉普拉斯算子 $\Delta\phi_{ij}^n$ 的差分格式为

$$\Delta\phi_{ij}^n = \phi_{i-1,j}^n + \phi_{i+1,j}^n + \phi_{i,j-1}^n + \phi_{i,j+1}^n - 4\phi_{ij}^n \quad (16)$$

本文的算法步骤可总结如下:

步骤 1: 设置初始轮廓线, 将图像分为目标 R_1 和背景 R_2 ; 初始化演化曲线的有符号距离函数 ϕ , 设置模型权重系数 μ 、 λ 、 β 、迭代步长 Δt 以及最大迭代次数 Max_Iter , 令 $n = 0$ 。

步骤 2: 根据曲线演化方程 (10) 对应的数值计算格式 (13) 进行迭代, 直至收敛或迭代次数达到设置上限 Max_Iter :

while $n < Max_Iter$ do

$$\begin{aligned} \phi^{n+1} &= \phi^n + \Delta t \times \{-\mu V_{Gaussian} ||\nabla\phi|| \\ &\quad + \lambda(\kappa ||\nabla\phi|| + \langle \nabla g, \nabla\phi \rangle) + \beta[\Delta\phi - div(\frac{\nabla\phi}{||\nabla\phi||})]\} \end{aligned}$$

$$n = n + 1$$

$$R_1 = \{(x, y) | \phi^{n+1}(x, y) \geq 0\}$$

$$R_2 = \{(x, y) | \phi^{n+1}(x, y) < 0\}$$

更新目标和背景区域的均值及方差 $\hat{\mu}_{R_1}$ 、 $\hat{\mu}_{R_2}$ 和 $\hat{\sigma}_{R_1}$ 、 $\hat{\sigma}_{R_2}$:

$$\hat{\mu}_{R_i} = \frac{\int_{R_i} I dx}{\int_{R_i} dx}$$

$$\hat{\sigma}_{R_i}^2 = \frac{\int_{R_i} (I - \hat{\mu}_{R_i})^2 dx}{\int_{R_i} dx}$$

根据式 (11) 计算 $V_{Gaussian}$ 。

end while

步骤 3: 输出 ϕ^{n+1} 的零水平集即红外目标的分割结果。

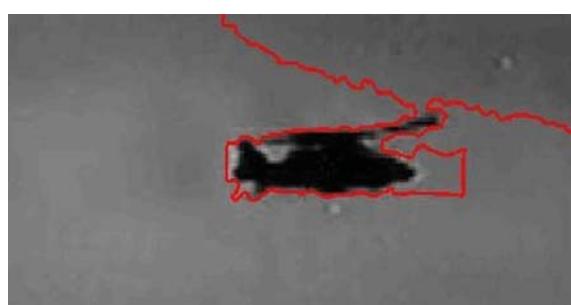
3 实验结果及分析

为了验证本文方法的有效性, 选择两幅红外图像以进行分割实验, 并与文献 [19] 的分割结果进行比较。实验中, 图像的大小均为 100×200 , 所选取的初始轮廓为距离边缘 10 像素的矩形。实验结果中, 黄线表示手工分割结果, 红线表示相应方法得到的分割结果。实验参数设置为 $\mu = 1, \lambda = 0.1, \beta = 2, \Delta t = 0.1$ 。

实验一 (图 1) 所选取的图像为 2014 年 8 月 12 日拍摄的南京新地中心直升机红外视频中的一帧, 目标螺旋桨与尾翼相对机身的尺度较小, 不易分割。图 1(a) 为设定的初始轮廓, 图 1(b) 为本文方法迭代 150 次得到的分割结果, 图 1(c) 为本文方法迭代 400 次得到的分割结果, 图 1(d) 为采用文献 [19] 方法迭代 4800 次得到的分割结果。从实验结果来看, 本文方法有效地分割出了目标, 分割的精度更高, 而文献 [19] 的方法在螺旋桨与尾翼处的分割精度低于本文方法。



(a)



(b)

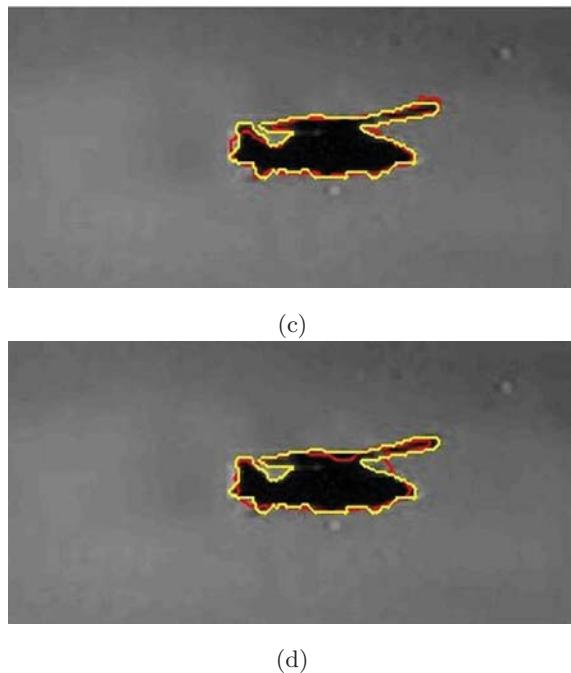


图1 实验一的分割结果

实验二(图2)所选取的图像为2014年8月11日在南京疫控中心拍摄的直升机红外视频中的一帧,目标受云层干扰,边缘模糊。图2(a)为设定的初始轮廓,图2(b)为本文方法迭代100次得到的分割结果,图2(c)为本文方法迭代200次得到的分割结果,图2(d)为采用文献[19]方法迭代5000次得到的分割结果。从实验结果来看,本文方法能够有效处理背景干扰、边缘模糊的情况,很好地分割出了目标,分割效率更高,而文献[19]方法在螺旋桨处出现了过度分割的情况。

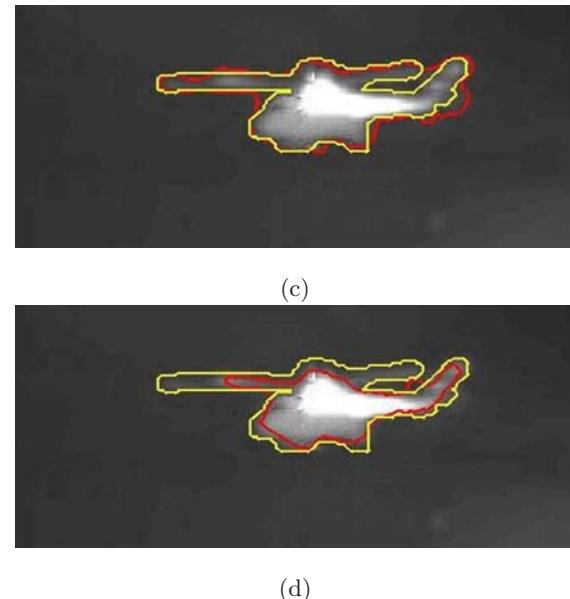
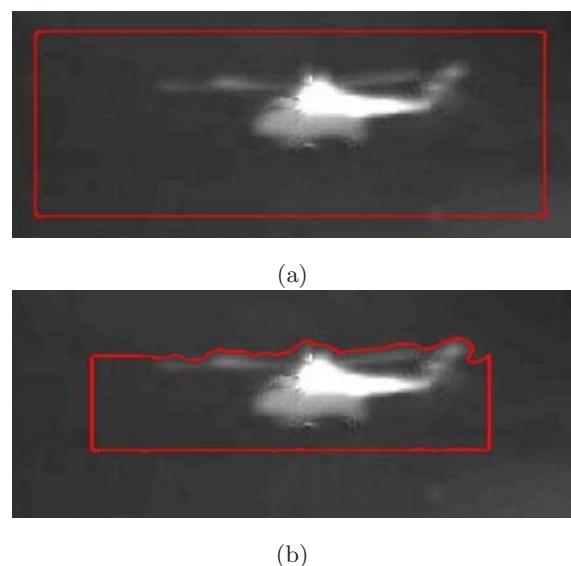
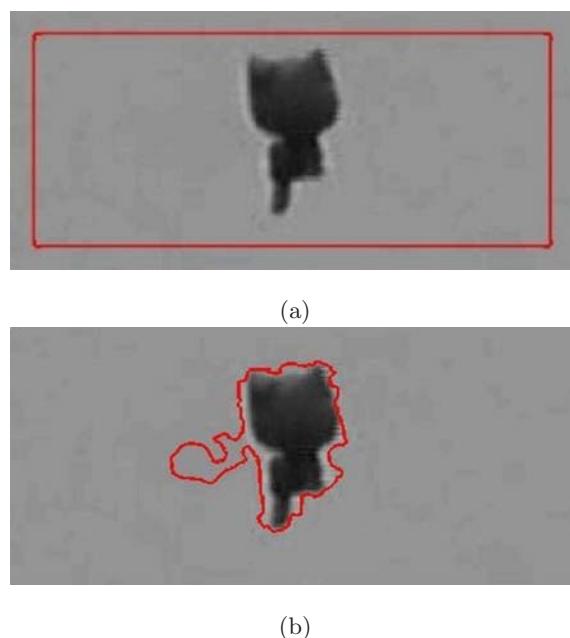


图2 实验二的分割结果

本文方法也可应用于可见光图像的分割。实验三(图3)所选取的图像为2014年8月10日在南京青奥村拍摄的气球可见光视频中的一帧。图3(a)为设定的初始轮廓,图3(b)为本文方法迭代200次得到的分割结果,图3(c)为本文方法迭代500次得到的分割结果,图3(d)为采用文献[19]方法迭代4500次得到的分割结果。从实验结果来看,本文方法对可见光图像亦有很好的分割效果。



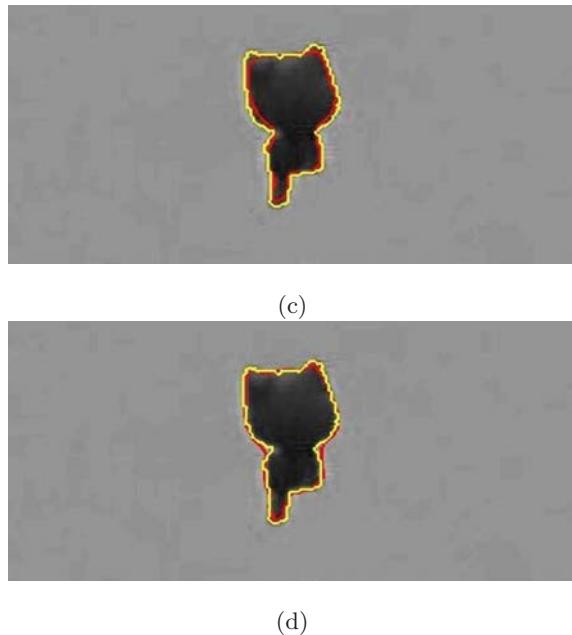


图 3 实验三的分割结果

为了客观评估分割结果, 本文采用 TP(True Positive)、FP(False Positive) 和 DM(Dice Metric) 来量化分割结果和手工分割结果之间的误差。定义 TP、FP 和 DM 为

$$TP = \frac{A_a \cap A_m}{A_m}, FP = \frac{A_a - A_a \cap A_m}{A_m}$$

$$DM = 2 \frac{A_a \cap A_m}{A_a + A_m} \quad (17)$$

式中, A_a 和 A_m 分别为分割结果目标区域和相应真实区域的面积, B_a 和 B_m 分别为分割结果边界和真实边界。对于 TP 和 DM, 高分意味着好的分割结果; 对于 FP, 低分意味着好的分割结果。

表 1 为三组实验分割结果的评价指标。从

表 1 定量评价结果

数据	方法	TP	FP	DM
实验一	本文方法	0.9682	0.1866	0.8986
	文献 [19] 方法	0.9385	0.2259	0.8672
实验二	本文方法	0.9769	0.2747	0.8678
	文献 [19] 方法	0.6111	0.0258	0.7466
实验三	本文方法	0.9454	0.0298	0.9573
	文献 [19] 方法	0.9650	0.0571	0.9545

表中可以看出, 本文模型的分割指标 DM、TP 较好, 对于第二幅图的 FP 指标较差的原因在于文献 [19] 方法产生了一定程度的过分割。综合主观评价结果, 本文方法整体优于文献 [19] 的方法, 有效地分割出了感兴趣区域中的红外目标。

4 总结

提出了一种新的基于区域竞争的红外图像分割模型, 能量泛函包含区域能量项、GAC 模型项和有符号距离约束项。通过红外及可见光图像分割实验验证了本文算法的有效性。实验结果表明, 在边缘梯度较小以及复杂背景干扰条件下, 本文模型能够有效地分割出目标。如何在出现遮挡、数据缺失以及杂乱背景情况下提高红外目标的分割精度是下一步工作的目标。

参考文献

- [1] Qu X J, Chen H, Peng G H. Novel Detection Method for Infrared Small Targets Using Weighted Information Entropy[J]. *Journal of Systems Engineering & Electronics*, 2012, **23**(6):838–842.
- [2] Liu S, Gao D, Yin F. Infrared Image Segmentation Method Based on 2D Histogram Shape Modification and Optimal Objective Function[J]. *Journal of Systems Engineering & Electronics*, 2013, **24**(3):528–536.
- [3] 周东国, 高潮, 郭永彩. 一种参数自适应的简化 PCNN 图像分割方法 [J]. *自动化学报*, 2014(6):1191–1197.
- [4] 王骏, 王士同, 邓赵红, 等. 面向小目标图像的快速核密度估计图像阈值分割算法 [J]. *自动化学报*, 2012, **38**(10):1679–1689.
- [5] 陈亮, 丁国辉, 郭雷. 基于直方图互确认的图像阈值化分割 [J]. *红外与毫米波学报*, 2011, **30**(1):80–84.
- [6] 温凯峰, 叶仕通, 万智萍. 复杂背景下的最大熵阈值红外目标分割算法 [J]. *激光与红外*, 2016(1):103–108.
- [7] 郭永彩, 谭勇, 高潮. 基于水平集的热红外运动人体目标分割算法 (英文)[J]. *红外与毫米波学报*, 2014, **33**(1):106–116.
- [8] 刘松涛, 王慧丽, 殷福亮. 基于图割和模糊连接度的交互式舰船红外图像分割方法 [J]. *自动化学报*, 2012, **38**(11):1735–1750.

- [9] 唐利明,田学全,黄大荣,等.结合FCMS与变分水平集的图像分割模型[J].*自动化学报*,2014,40(6):1233–1248.
- [10] 唐利明,王洪珂,陈照辉,等.基于变分水平集的图像模糊聚类分割[J].*软件学报*,2014(7):1570–1582.
- [11] Wu Q, Gan Y, Lin B, et al. An Active Contour Model Based on Fused Texture Features for Image Segmentation[J].*Neurocomputing*, 2015, 151:1133–1141.
- [12] Abdelsamea M M, Gnecco G, Gaber M M. An Efficient Self-Organizing Active Contour Model for Image Segmentation[J].*Neurocomputing*, 2015, 149(PB):820–835.
- [13] Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic Active Contours[C].*Int Conf Computer Vision. IEEE*, 1995:694–699.
- [14] Chan T F, Vese L A. Active Contours without Edges[J].*IEEE Transactions on Image Processing A Publication of the IEEE Signal Processing Society*, 2001,10(2):266–277.
- [15] Li C, Xu C, Gui C, et al. Level Set Evolution without Re-Initialization: A New Variational Formulation[C].*Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference on*, 2005,1:430–436 .
- [16] Chunming L, Chenyang X, Changfeng G, et al. Distance Regularized Level Set Evolution and its Application to Image Segmentation[J].*Image Processing IEEE Transactions on*, 2010, 19(12):3243–3254.
- [17] 梅雪,夏良正,李久贤.一种基于变分水平集的红外图像分割算法[J].*电子与信息学报*, 2008,30(7):1700–1702.
- [18] 冯媛,汪西莉.结合梯度和区域信息的多尺度水平集图像分割[J].*计算机工程与应用*, 2010,46(35):180–184.
- [19] 王晓曦,何传江,原野.红外图像活动轮廓分割算法[J].*计算机应用研究*, 2012,29(11):4375–4377.
- [20] 王艳.图像分割的自适应快速水平集演化模型[J].*计算机仿真*, 2016,33(2):269–272.

(上接第 12 页)

4 结束语

本文设计了一种基于 PCI Express 总线的红外图像采集与显示系统。在碲镉汞红外短波探测器的基础上,基于 FPGA+DSP 结构实现了 FPGA 与 DSP 之间的双向通信,提升了系统性能,同时改善了显示图像的质量。利用 PCI Express x4 总线技术实现了图像数据的高速稳定传输,为实时稳定的采集和显示奠定了基础。同时,通过 Camera Link 接口实现了主机和相机的实时通讯;通过对相机进行实时控制,可以得到不同条件下的图像数据和结果。实验结果表明,整个红外图像实时采集与显示系统运行稳定、可靠,功能多样,结构灵活,易于实现,因此具有很高的工程实用价值。

参考文献

- [1] 李燕,汤心溢,葛军,等.基于高速光纤和PCI-E 实时红外图像采集传输研究 [J].*半导体光电*, 2012, 33(3): 451–454.
- [2] 兰春嘉,汤心溢,王世勇,等.基于PCI Express 的高速红外图像采集系统 [J].*红外技术*, 2011, 33(1): 37–40.
- [3] 王俊.碲镉汞红外探测器光电响应特性的机理研究 [D]. 合肥:中国科学技术大学, 2012.
- [4] 曾戈虹. p-on-n HgCdTe 红外探测器机理分析与性能计算 [J].*红外技术*, 2013, 35(5): 249–258.
- [5] 杨龙,李范鸣,刘士建. DSP EMIF 与 FPGA 双口 RAM 高速通信实现 [J].*现代电子技术*, 2014, 20(13): 10–13.