

文章编号: 1001 - 9014(2008)01 - 0072 - 05

# 一种基于三维直方图的改进 C-V 模型 水平集图像分割方法

任继军, 何明一

(西北工业大学电子信息学院, 陕西 西安 710072)

**摘要:**对 Chan-Vese 提出的基于简化 Mumford-Shah 模型的水平集图像分割方法 (C-V 模型) 做了改进. 传统的 C-V 模型仅将灰度同质 (homogeneity) 作为区域分离准则, 这使其对于对比度明显的图像能够取得很好的分割结果, 但单一的分隔准则往往致使其在分割噪声信息丰富的、灰度分布复杂的医学、遥感以及自然图像等时产生大量的冗余轮廓. 为此, 本文在改善 C-V 模型全局优化特性的基础上, 整合图像的灰度分布信息、邻域空间信息以及图像所固有的模糊信息构造三维向量 (灰度值、模糊均值和模糊中值), 提出了一种基于三维直方图的改进 C-V 模型水平集图像分割方法. 自然图像和红外光学图像的试验结果证明了该方法的有效性.

**关键词:**图像分割; C-V 模型; 水平集方法; 三维直方图

**中图分类号:** TP391.41 **文献标识码:** A

## LEVEL SET METHOD OF IMAGE SEGMENTATION BASED ON IMPROVED C-V MODEL OF 3-D HISTOGRAM

REN Ji-Jun, HE Ming-Yi

(School of Electronics and Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

**Abstract:** A new level set PDE based on the simplified Mumford-Shah model for image segmentation was proposed by Chan and Vese. However, when the classical Chan-Vese (C-V) model is used for image segmentation, no special information is taken into account. This causes the C-V model to work only well-defined images with low level of noise and obvious contrast; unfortunately, this is not often the case in reality. In order to overcome this limitation of C-V model, the 3-D histogram incorporating gray distribution, neighbor space and fuzzy information of the image with improved C-V model was presented. Experimental results of natural image and infrared image verify that our model is efficient and accurate.

**Key words:** image segmentation; Chan-Vese model; level set method; 3-D histogram

### 引言

图像分割是图像处理的关键问题之一, 也是一个经典难题. 自 1987 年 Kass 等人<sup>[1]</sup>提出主动轮廓模型以来, 基于曲线演化 (curve evolution) 的形变模型已被广泛地应用于图像分割. 由于形变模型的图像分割方法具有能够有效结合图像本身的低层次视觉属性与待分割目标先验知识的灵活开放的框架, 从而可获得分割区域的完整表达, 这就在一定程度上克服了传统的非模型分割方法由于其自身的局限性使得分割区域的边界可能不完整, 以及缺乏结合先验知识的能力等缺陷.

目前常见的轮廓演化模型有两种: 基于参数的模型和基于几何特性的模型. 其中参数形变轮廓模型 (Snake 模型) 是一种能量函数最小化的形变轮廓曲线, 常常能得到很好的整体结果, 但由于模型本身的缺陷, 使得 Snake 模型对初始位置过于敏感、不能处理拓扑结构改变并且易于陷入局部极值, 使其稳定性难于满足复杂图像分割的要求; 基于几何活动轮廓线 (geometric active contours) 的水平集 (level set) 图像分割方法是处理封闭运动界面随时间演化过程中几何拓扑变化的有效的计算工具, (其主要思想是将移动的界面作为零水平集 zero level set) 嵌入高一维的水平集函数中, 这样, 由闭超曲面的演化

收稿日期: 2007 - 05 - 20, 修回日期: 2007 - 12 - 08

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (60572097)

作者简介: 任继军 (1980-), 男, 陕西咸阳市人, 西北工业大学博士研究生, 主要研究方向为图像处理、机器视觉.

Received date: 2007 - 05 - 20, revised date: 2007 - 12 - 08

方程可以得到水平集函数的演化方程,而嵌入的闭超曲面总为其零水平集,最终只要确定零水平集即可确定移动界面演化的结果.水平集方法在一定程度上克服了 Snake 模型的缺点,如对初始轮廓的选择没有特殊的要求,可以很好地处理拓扑结构改变等等.但是,传统的水平集图像分割方法仅利用图像的局部边缘信息,对于边缘模糊或存在离散状边缘的区域,则很难得到理想的分割效果.比较而言,基于 Mumford-Shah (M-S)模型<sup>[2]</sup>的水平集图像分割方法依赖的是同质区域的全局信息,因此可以获得较好的分割结果<sup>[3]</sup>,然而该模型过于复杂,这在一定程度上限制了其应用.对此,Chan和 Vese提出基于简化 M-S模型的水平集分割图像的方法(C-V模型),通过单个水平集的符号将待分割图像简单地划分为目标和背景两个部分,在保证其分割质量的前提下,降低了 M-S模型的复杂度<sup>[4]</sup>.但是,同大多数图像分割方法的区域分离准则一样,C-V模型仅将灰度同质作为区域分离的准则,这种方法虽然有着实现简单,计算量较小且物理意义直观等优点,使得在对于对比度明显的图像能够取得很好的分割结果,而这类图像在实际中是不多的.一般地,对于包含大量噪声、灰度分布复杂的医学、遥感以及自然图像等,它们的直方图不一定出现明显的代表目标和背景的峰,致使 C-V模型在分割过程中往往会产生大量的冗余轮廓,造成分割质量不理想,甚至导致失败.为此,本文在改善 C-V模型全局优化特性的基础上,整合图像的灰度分布信息、邻域空间信息以及图像所固有的模糊信息构造三维向量(灰度值、模糊均值和模糊中值),提出了一种基于三维直方图的改进 C-V模型水平集图像分割方法.这种类似的多维信息分割思想已经得到了较为广泛的应用<sup>[5,6]</sup>.

## 1 模糊均值图像和模糊中值图像的构造

### 1.1 图像的模糊集表示

依照模糊集的概念,一幅大小为  $M \times N$ ,灰度级为  $L$ 的图像  $X = [x(i, j)]_{M \times N}$ ,可以表示为一个  $M \times N$ 的模糊集矩阵:  $X = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \mu_{ij}/x_{ij}$ ,其中,  $\mu_{ij}/x_{ij}$ 表示图像中像素  $(i, j)$ 的灰度  $x_{ij}$ 相对于某个特定的灰度级  $x$ 的隶属度.隶属度与灰度值之间的关系可以表示为  $\mu_{ij} = T(x_{ij}) = [1 + |u - x_{ij}|/u]^v$ ,其中  $u$ 与  $v$ 是两个确定隶属度函数  $\mu_{ij}$ 形状的参数,它们的取值应根据具体情况而确定,但一般应保证隶属度的

取值范围在  $0 \sim 1$ 之间.

### 1.2 模糊可能性分布 (fuzzy possibility distribution, FPD)

对于论域  $X$ 上的模糊集  $A$ ,其隶属度函数  $\mu_A$ 满足  $\mu_A(x) \in [0, 1], x \in X$ ,则可能性分布可表示为  $\mu_A(x_1)/x_1 + \mu_A(x_2)/x_2 + \dots + \mu_A(x_n)/x_n$ .

可能性分布描述因子<sup>[7]</sup>定义为

$$PDD_A = \frac{\sum_{i=1}^n \mu_A(x_i)^2}{\sum_{i=1}^n \mu_A(x_i)} \quad (1)$$

从式(1)可知,可能性分布描述因子实际上是隶属度函数的加权平均,其权值是它本身值,类似于概率论中的均值概念,可能性分布描述因子反映了可能性分布的平均可能性.显然有  $0 < PDD_A \leq 1$ .

### 1.3 可能性基于 FPD的冗余信息图像构造方法

首先产生大小为  $p = h \times v$ 的模板  $B_{h \times v}$ ,以模板中像素的灰度值集为论域,定义在其上的模糊集  $A_{hv}$ 的模糊可能性分布可表示为  $\mu_{A_{hv}}(x_1)/x_1 + \mu_{A_{hv}}(x_2)/x_2 + \dots + \mu_{A_{hv}}(x_n)/x_n$ ,则其可能性分布描

述因子定义为  $PDD_{A_{hv}} = \frac{\sum_{i=1}^p \mu_{A_{hv}}(x_i)^2}{\sum_{i=1}^p \mu_{A_{hv}}(x_i)}$ ,其中

$\mu_{A_{hv}}(x_i) = T(x_i) = [1 + |u - x_i|/u]^v$ ,令  $u$ 为模板中像素灰度值的平均值以及  $v = 2$ ,计算  $PDD_{A_{hv}}$ ,将其作为模板  $B_{h \times v}$ 中心处像素  $x_{ij}$ 的新隶属度  $\mu_{A_{hv}}(x_{ij})$ ,然后重新计算该像素的灰度值  $g_{ij} = T^{-1}(\mu_{A_{hv}}(x_{ij}))$ ,如此循环直至模板遍历所有像素为止,生成冗余信息图像  $G = [g(i, j)]_{M \times N}$ ,称之为模糊均值图像.

可见,模糊均值实际上是对均值的一个合理调整.其过程是,首先,定义了一个隶属度函数,该隶属度函数特征灰度值为模板中像素的平均灰度值.其次,以模板中像素的灰度值集为论域定义一个模糊集.最后,通过可能性分布描述因子计算出其最可能的分布,并通过隶属度函数的逆变换计算出最可能分布对应的灰度值,即模糊均值.

如果令  $u$ 为模板中像素灰度值的中值,同理可以生成冗余信息图像  $Y = [y(i, j)]_{M \times N}$ ,称之为模糊中值图像.

## 2 水平集解和 C-V模型

基本的几何活动轮廓模型满足如下方程:

$$\begin{cases} \frac{\partial \phi(x, y, t)}{\partial t} = g(|\nabla I|) (k + v) / |\nabla \phi(x, y, t)| \\ \phi(x, y, 0) = \phi_0(x, y) \end{cases}, \quad (2)$$

式中  $\phi(x, y)$  为基于  $\phi_0(x, y)$  的水平集函数,  $k = \nabla \cdot \left( \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right)$  为函数曲率,  $v$  为常数项,  $I(x, y)$  是图像函数,  $g(|\nabla I|)$  为与图像梯度  $\nabla I$  有关的非递增函数, 一般定义为  $g(|\nabla I|) = \frac{1}{1 + |\nabla G * I|}$ , 其中,  $G$  是方差为  $\sigma$  的高斯函数,  $*$  表示卷积. 该方程描述了以函数曲面  $\phi$  的零水平集  $\phi(x, y) = 0$  所表达的二维闭合活动轮廓线沿法线方向的演化, 方程右边是速度项. 可见, 当  $\phi$  靠近图像边缘,  $|\nabla I|$  增大, 导致  $g(|\nabla I|) \rightarrow 0$ , 方程右边趋于 0,  $\phi$  的速度趋于 0, 最终停止运动. 这样,  $\phi$  就停在图像的边缘位置. 然而, 由于图像运动中的边缘并非都是理想的阶梯边缘, 如果  $\phi$  附近是较平滑的边缘, 则  $\phi$  可能越过边界, 出现“溢出”, 不再返回正确的位置. 虽然有研究者引入一些额外约束项, 能在一定程度上克服轮廓线的“溢出”, 但这并不能从根本上解决问题, 关键是这些方法仅依靠位于闭合轮廓线下的图像局部信息来控制  $\phi$  的运动, 难以全局性地分割出图像中的同质区域.

所以, 上述模型在图像对比度很好时, 可以获得满意的分割效果, 但对于不连续的边缘则无能为力. 于是有的学者将其作了改进<sup>[8]</sup>:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \phi(x, y, t)}{\partial t} &= g(|\nabla I|) (k + v) / |\nabla \phi(x, y, t)| \\ &+ \nabla g(\nabla I) / |\nabla \phi(x, y, t)| \end{aligned} \quad (3)$$

由于该模型中仍含有与图像梯度有关的函数项, 因此检测由梯度定义的目标边缘十分有效, 但对边缘模糊或者存在离散状边缘的区域, 则难以得到理想的分割效果.

由于实际图像中目标边缘经常是不连续的, 故 Chan 和 Vese 提出了另外一种基于简化 Mumford-Shah 区域最优划分的图像分割模型, 称为 C-V 模型. 设定义域为  $\Omega$  的图像  $I(x, y)$  被闭合边界  $C$  划分为目标  $\Omega_a$  (的内部) 和背景  $\Omega_b$  (的外部) 两个同质区域, 各个区域的平均灰度为  $c_a$  和  $c_b$ , 考虑拟合能量函数:

$$\begin{aligned} F(c_a, c_b) &= \mu L(C) + \nu A(\Omega) + \int_{\Omega_a} |I - c_a|^2 dx dy \\ &+ \int_{\Omega_b} |I - c_b|^2 dx dy, \quad (4) \end{aligned}$$

其中  $L(C)$  是闭合轮廓线  $C$  的长度,  $A(\Omega)$  是  $\Omega$  的内部区域面积,  $\mu, \nu \geq 0, c_a, c_b > 0$  是各个能量项权重系数. 当闭合边界  $C$  没有位于两个同质区域的边界时,  $F(C)$  不能达到最小值; 只有轮廓线位于两个同质区域边界时,  $F(C)$  才能达到最小值. 最优化式 (4), 就得到最终分割轮廓线  $C$  的位置以及未知数  $c_a, c_b$ , 由于上面的模型利用了图像的全局信息, 经过最优化即可得到全局最优的图像分割结果.

参数  $c_a, c_b$  计算如下:

$$\begin{cases} C_a = \frac{\int_{\Omega} I(x, y) H(\phi) dx dy}{\int_{\Omega} H(\phi) dx dy} \\ C_b = \frac{\int_{\Omega} I(x, y) (1 - H(\phi)) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H(\phi)) dx dy} \end{cases}, \quad (5)$$

设  $\phi_0$  是根据初始轮廓线  $C_0$  构造的水平集函数, 即  $\{ \phi_0 | \phi_0(x, y) = 0 \}$ , 并设  $\phi$  为内正外负型的符号距离函数, 即  $\phi(\text{inside}(\Omega)) > 0, \phi(\text{outside}(\Omega)) < 0$ . Chan 和 Vese 以欧拉-拉格朗日方法推导出了满足式 (4) 并以水平集函数  $\phi$  表达的最终模型形式为:

$$\begin{cases} \frac{\partial \phi}{\partial t} = (\phi) [\mu k - \nu - (c_a(I(x, y) - c_a)^2 - c_b(I(x, y) - c_b)^2)] \\ \phi(0, x, y) = \phi_0(x, y) \end{cases}, \quad (6)$$

式 (5)、(6) 中,  $H(z) = \begin{cases} 1, z > 0 \\ 0, z < 0 \end{cases}$  是 Heaviside 函数,  $\delta(x)$  是 Dirac 函数.

从上式可以看出, 偏微分方程所涉及的图像函数  $I(x, y)$  的定义域是整个图像, 而式 (3) 中的  $g(|\nabla I|)$  函数是仅利用轮廓线  $C$  所在位置的图像数据; 并且式 (6) 中的另两个未知数  $c_a, c_b$  也定义在图像定义域内, 具有全局特性. 因此 Chan 和 Vese 阐述了该模型图像分割方法的一个非常显著的特点就是全局优化, 仅用一条初始闭合轮廓线, 就可把包括内部空洞的边缘做特别处理; 其次, 初始曲线无需完全位于同质区域的内部或外部, 仍然可以正确地分割出目标和背景; 最后, 这种方法还有一个显著的特点就是不依靠图像中的边缘信息, 因此, 即使图像中的边缘呈模糊或离散状, 仍然可以获得理想的分割效果.

C-V 模型作为一种有效提高曲线演变拓扑自适应能力的分割模型, 利用了图像同质 (灰度) 区域的全局信息, 是图像分割领域中一种有效和强大的研究工具, 但传统的 C-V 模型存在以下不足: 对同质区域的划分时仅考虑灰度, 应在此基础上将同质概

念进行外延;模型中对不连续边界的约束惩罚条件只涉及长度约束和面积约束;对于带空洞的较“厚”目标,不能稳定地检测内部区域; $\phi$ 每次更新后,需要重新初始化符号距离函数,但该过程往往计算量较大等.我们知道,图像分割的目的是将图像中满足一定划分准则的同质区域分离出来,并通过各个同质区域的边界来表述.衡量同质区域的测度有很多,而 C-V 模型方法划分同质区域的唯一准则是活动轮廓线所在图像的局部区域的灰度信息,降低了该模型的适用性.针对上述问题,提出基于三维直方图的改进 C-V 模型水平集图像分割方法.

### 3 基于三维直方图方法的改进 C-V 模型

#### 3.1 消除 Dirac 函数对检测远距离边缘的抑制

传统 C-V 模型采用了规则化的 Dirac 函数:

$$\phi(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } |x| > L \\ \frac{L^2 - x^2}{L^2} & \text{if } |x| \leq L \end{cases}, \quad (7)$$

这样可以保证在图像定义域内,所有点的  $(\phi(x, y))$  值都是趋于零的正值,从而不至于“埋没”空洞区域中的异质区域边界,但由于其本身的定义范围的狭窄,对于某些较“厚”的目标则会严重抑制对远离活动轮廓线处的边缘的检测,致使对内部区域的检测效果不稳定.针对这一问题,将式(6)中的  $(\phi(x, y))$  改为  $|\nabla \phi(x, y)|^{[9]}$ ,使偏微分方程变为

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = |\nabla \phi| / [\mu k - v - (c_1(I(x, y) - c_0)^2 - c_2(I(x, y) - c_b)^2)], \quad (8)$$

式中,两个未知数  $c_0$  和  $c_b$  的计算同式(5).由于  $|\nabla \phi(x, y)| \geq 1$ ,消除了 Dirac 函数对非零水平集的抑制,对于远离的图像边缘,式(8)右边第二项绝对值很大,从而使得  $\phi$  可能发生符号反相,这样,式(8)就可以检测出远离的内外部边缘,因此,式(8)比式(6)有更好的全局优化特性.

#### 3.2 图像灰度、模糊均值和模糊中值的三维向量及三维直方图的定义

设图像的尺寸为  $M \times N$ , 令  $q = M \times N$ , 则对于任意一帧图像  $T = [t(i, j)]_{M \times N}$ , 可以用三维向量矩阵  $T = [t(i, j)]_{q \times 3} = [x(i, j), g(i, j), y(i, j)]$  表示,即

$$T = [t(i, j)]_{q \times 3} = [x(i, j), g(i, j), y(i, j)] = \begin{bmatrix} x(0,0) & g(0,0) & y(0,0) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x(0,N-1) & g(0,N-1) & y(0,N-1) \\ x(1,0) & g(1,0) & y(1,0) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x(1,N-1) & g(1,N-1) & y(1,N-1) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x(M-1,0) & g(M-1,0) & y(M-1,0) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x(M-1,N-1) & g(M-1,N-1) & y(M-1,N-1) \end{bmatrix} \quad (9)$$

对于一个  $M \times N$  的图像  $T = [t(i, j)]_{M \times N}$ , 当采用  $T = [t(i, j)]_{q \times 3} = [x(i, j), g(i, j), y(i, j)]$  的向量表示方式时,我们定义并计算它的三维直方图.该三维直方图定义在一个  $L \times L \times L$  大小的正方体区域,其 3 个坐标分别表示灰度值、模糊均值、模糊中值.直方图任意一点的值定义为  $P_{s,l,k}$ , 它表示向量  $(s, l, k)$  发生的频率,这里  $(s, l, k)$  表示  $(x(i, j), g(i, j), y(i, j))$ , 且  $0 \leq s, l, k \leq L-1$ .  $h_{s,l,k}$  表示向量  $(x(i, j), g(i, j), y(i, j))$  发生的频数,那么向量  $(x(i, j), g(i, j), y(i, j))$  发生的频率  $P_{s,l,k}$  由下式确定

$$P_{s,l,k} = \frac{h_{s,l,k}}{M \times N}, \quad (10)$$

式中,  $0 \leq s, l, k \leq L-1$  并且  $\sum_{s=0}^{L-1} \sum_{l=0}^{L-1} \sum_{k=0}^{L-1} P_{s,l,k} = 1$ .

综上,我们得到最终的偏微分方程:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = |\nabla \phi| / [\mu k - v - (c_1(T(x, y) - T_{c_0})^2 - c_2(T(x, y) - T_{c_b})^2)], \quad (11)$$

其中,  $T_{c_0}$ ,  $T_{c_b}$  分别为灰度值、模糊均值、模糊中值参照式(5)求得的三维向量矩阵.

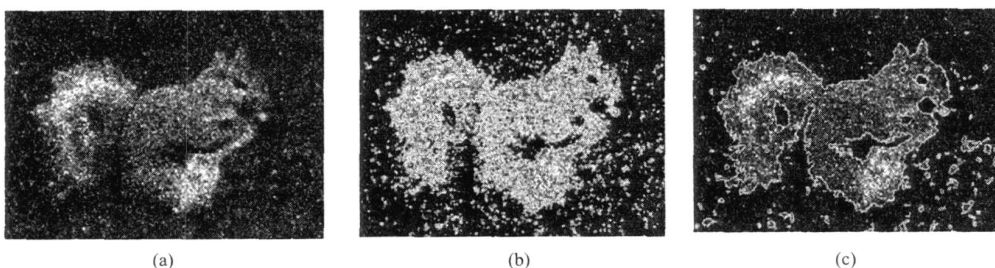


图 1 噪声污染图像分割  
Fig 1 Noisy image segmentation

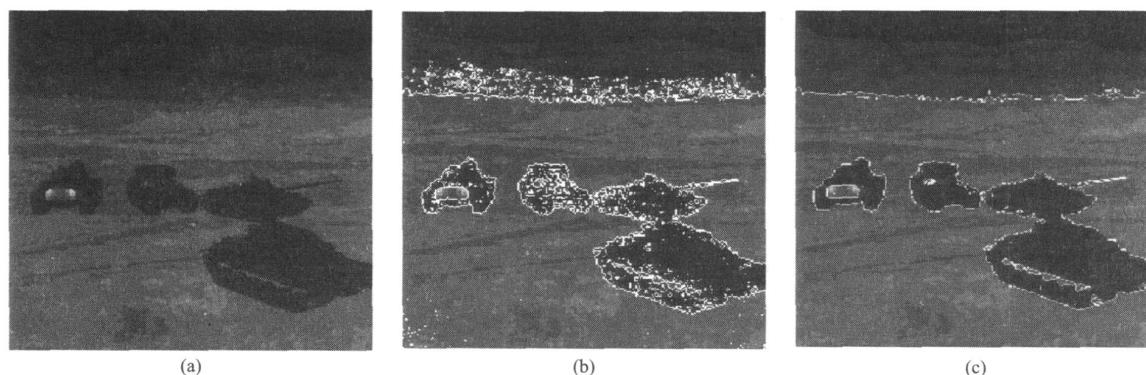


图 2 红外光学图像分割  
Fig 2 Infrared image segmentation

#### 4 试验结果

为验证本文模型的有效性,本文对大量的包括人工合成图像和真实红外光学图像在内的数据进行了仿真试验.现以二幅具有代表性的图像为例说明本文算法的性能.

试验 1 为噪声污染真实图像 ( $256 \times 186 \times 8$  bit) 的分割试验 (模型参数为:  $\mu = 0.01 \times 255^2$ ,  $\nu = 0$ ,  $\alpha_1 = \alpha_2 = 5$ , 时间步长  $t = 0.2$ , 时间步长  $h = 1$ , 初始零水平集  $\phi_0(x, y) = 50^2 - \sqrt{(x - 256/2)^2 + (y - 186/2)^2}$ , 迭代次数  $iter = 100$ ), 其中, 图 1 (a) 为原始图像; 图 1 (b) 为 C-V 模型分割结果; 图 1 (c) 为本文模型分割结果.

试验 2 为红外光学图像 ( $256 \times 256 \times 24$  bit) 分割试验 (模型参数为:  $\mu = 0.01 \times 255^2$ ,  $\nu = 0$ ,  $\alpha_1 = \alpha_2 = 5$ , 时间步长  $t = 0.2$ , 时间步长  $h = 1$ , 初始零水平集  $\phi_0(x, y) = 80^2 - \sqrt{(x - 256/2)^2 + (y - 256/2)^2}$ , 迭代次数  $iter = 150$ ), 其中, 图 2 (a) 为红外光学图像, 具有红外光学图像的一些共性 (红外图像反映的是目标与背景的热辐射, 相对于可见光图像其目标与背景的对比较低, 边缘模糊); 图 2 (b) 为 C-V 模型分割结果; 图 2 (c) 为本文模型分割结果.

通过以上二组试验可以看出, 本文模型能够明显减少冗余分割轮廓. 这是因为, 通过引入模糊均值和模糊中值, 在分割过程中不仅利用了图像的灰度分布信息, 而且利用了图像的邻域空间相关信息及其模糊信息, 由此构造出的三维特征空间, 能够根据各信息间的竞争性、冗余性和互补性更为有效和准确地表征像素新的独立特征, 使图像的分割质量得以提高.

#### 5 结论

传统的 C-V 模型将灰度同质作为区域分离的

准则, 这也是大多数图像分割方法的区域分离准则, 这使其在处理对比度明显的图像能够得到很好的分割结果, 但在对于灰度分布复杂, 包含有大量噪声的医学图像、遥感图像以及自然图像等的应用中受到了限制, 在分割过程中往往会产生大量的冗余轮廓. 本文整合了图像的灰度分布信息、邻域空间信息及其固有的模糊信息构造三维向量 (灰度值、模糊均值和模糊中值), 提出了一种基于三维直方图的改进 C-V 模型水平集图像分割方法. 试验结果表明, 该方法相对于传统的 C-V 模型能够大为减少冗余分割轮廓, 明显提高图像的分割质量. 但是, 该方法依然存改进之处, 即如何对模型参数进行自适应的选取等, 这也是基于轮廓演化方法亟待解决的问题之一.

致谢 本研究得到西北工业大学国防科技研究院王保平博士后的帮助, 谨致谢意.

#### REFERENCES

- [1] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: Active contour models [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1987, 1(4): 321—331.
- [2] Mumford D, Shah J. Optimal approximation by piece-wise smooth functions and associated variational problems [J]. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 1989, 42(5): 677—685.
- [3] WANG Zheng, YANG Xin, SHI Peng-Fei. Segmentation based on Mumford-Shah model combined with narrow band [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (王峥, 杨新, 施鹏飞. 基于窄带 Mumford-Shah 模型的图像分割方法. *红外与毫米波学报*), 2002, 21(3): 161—165.
- [4] Chan T F, Vese L A. Active contours without edges [J]. *IEEE Transaction on Image Processing*, 2001, 10(2): 266—277.
- [5] ZHANG Tian-Xu, ZHAO Guang-Zhou, WANG Fei, et al (下转 80 页)

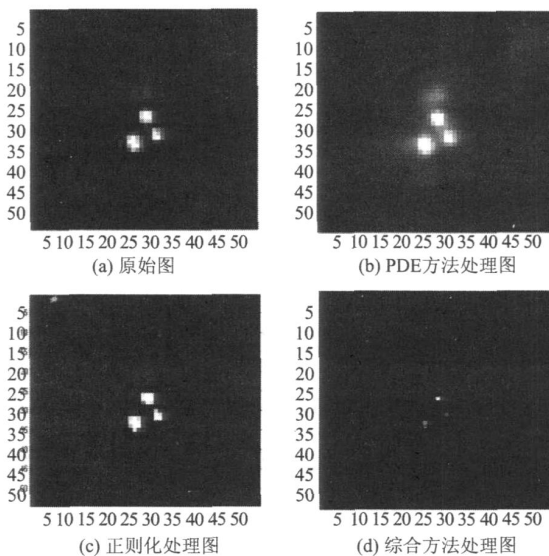


图 2 实测 MSTAR 图像超分辨结果 (a)原始图 (b) PDE 方法处理图 (c)正则化处理图 (d)综合方法处理图

Fig 2 The superresolution results forMSTAR image (a) original image; (b) superresolved by PDE; (c) superresolved by regularization; (d) superresolved by synthetic method

致谢 感谢国防科技大学数学系图像处理课题组老师和同学在本文研究过程中所给予的帮助。

## REFERENCES

- [1] Wang Zhengming, Zhu Jubo. *The Technique for SAR Image Superresolution* [M]. Beijing: Science press (王正明, 朱炬波. SAR 图像提高分辨率技术. 北京: 科学出版社), 2006
- [2] Karl W C. Regularization in image restoration and reconstruction [C]. In A. Bovik, editor, *Handbook of Image and Video Processing Academic Press*, 2000, 141-160.
- [3] Akyildiz Y, Moses R L. A scattering center model for SAR imagery [C]. *SPIE*, 1999, **3869**, 76-85.
- [4] Zhou Hongchao, Wang Zhengning. Unified frame based on sparse prior for optical and SAR image resolution enhancement [J]. *Chinese Journal of Quantum Electronics* (周宏潮, 王正明. 基于稀疏先验的光学及 SAR 图像的分辨率增强的统一框架. *量子电子学报*), 2006, **23** (2): 135-140.
- [5] XIE Mei-Hua, WANG Zheng-Ming. SAR image enhancement based on regularization variation model [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (谢美华, 王正明. 基于正则化变分模型的 SAR 图像增强方法. *红外与毫米波学报*), 2005, **35** (6): 467-471.
- [6] ZHAO Xia, WANG Zheng-Ming. A adaptive regularization variation method for SAR image feature-enhancement and speckle-removal [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (赵侠, 王正明. SAR 图像相干斑抑制和特征增强的自适应正则化变分方法. *红外与毫米波学报*), 2007, **26** (2): 112-116.
- [7] WANG Xiong-Liang, RAN Cheng-Qi, WANG Zheng-Ming. Superresolution Processing of SAR Images by Basis Pursuit Method Based on Compacted Dictionary [J]. *Acta Electronic Sinica* (汪雄良, 冉承其, 王正明. 基于紧致字典的基追踪方法在 SAR 图像超分辨中的应用. *电子学报*), 2006, **34** (6): 996-1001.
- [8] WANG Xiong-Liang, WANG Zheng-Ming. Super-resolution processing of SAR images by basis pursuit method based on fourier atom [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (汪雄良, 王正明. 基于 Fourier 原子的基追踪方法在 SAR 超分辨成像中的应用. *红外与毫米波学报*), 2007, **26** (3): 196-200.
- [9] Li Jun, Yang Xin, Shi Pengfei. A fast level set approach to image segmentation based on Mumford-Shah model [J]. *Chinese Journal of Computers*, 2002, **25** (11): 1175-1183.
- [10] Hall L O, Kandel A. Studies in possibilistic recognition [J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 1985, **17** (2): 167-179.
- [11] Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic active contours [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1997, **22** (1): 61-79.
- [12] Li Jun, Yang Xin, Shi Pengfei. A fast level set approach to image segmentation based on Mumford-Shah model [J]. *Chinese Journal of Computers*, 2002, **25** (11): 1175-1183.

(上接 76 页)

Fast recursive algorithm for infrared ship image segmentation [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (张天序, 赵广州, 王飞, 等. 一种快速递归红外舰船图像分割新算法. *红外与毫米波学报*), 2006, **25** (4): 295-300.

- [6] LI Qing-Li, XUE Yong-Qi, WANG Jian-Yu, et al. Automated tongue segmentation algorithm based hyperspectral image [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (李庆利, 薛永祺, 王建宇, 等. 基于超光谱图像的舌体分割算法. *红外与毫米波学报*), 2007, **26** (1): 77-80.

- [7] Hall L O, Kandel A. Studies in possibilistic recognition [J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 1985, **17** (2): 167-179.
- [8] Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic active contours [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1997, **22** (1): 61-79.
- [9] Li Jun, Yang Xin, Shi Pengfei. A fast level set approach to image segmentation based on Mumford-Shah model [J]. *Chinese Journal of Computers*, 2002, **25** (11): 1175-1183.