

虚拟距离窄带活动轮廓模型

李颖, 李传龙*, 吴学睿, 刘瑀
(大连海事大学 环境信息研究所, 辽宁 大连 116001)

摘要:针对活动轮廓模型计算量大、演化收敛缓慢、效率低下的问题,提出了一种新颖的活动轮廓模型.该模型采用虚拟的符号距离函数代替真实的符号距离函数,依靠待检测目标物内外均值来驱动活动轮廓的演化,利用虚拟距离函数的梯度形成一个窄带,活动轮廓在窄带内做简单的加减运算演化.其演化具有计算简单、分割效率高、能自由改变拓扑、全局性的优点,初始化曲线也无须非常接近待检测物体的边缘.符号距离函数重新初始化也只需在窄带内使用高斯函数规则化后,对其取符号运算即可.最后给出了活动轮廓在窄带内收敛的一个简单条件,能方便地判断待检测目标是否被检测出来.

关键词:活动轮廓;重新初始化;图像分割;窄带
中图分类号:TP751 **文献标识码:**A

Narrow band active contour model based on virtual distance

LI Ying, LI Chuan-Long*, WU Xue-Rui, LIU Yu
(Environmental Information Institute, Dalian Maritime University, Dalian 116001, China)

Abstract: Disadvantages of the active contour model with high computation cost, slow speed, and especially low efficiency are carefully researched and a novel active contour model is presented. The presented model replaces the real symbol distance function with the virtual symbol distance function, and the evolution of the active contour in presented model depends on the averages inside and outside the object. The gradient of the virtual distance function form a narrow band, where the active contour evolutes by simply adding and simply subtracting. Thus, the evolution has the following advantages: simple calculation, high-efficiency segmentation, free topology, and global property. The virtual symbol distance function is re-initialized with sign function after the virtual symbol distance function is regularized by the Gaussian function within a narrow band. In addition, a simple condition is given for the active contour convergence within the narrow band and it is easy to judge whether the object has been detected.

Key words: active contour; re-initialization; image segmentation; narrow band
PACS: 07.05. Pj

引言

图像分割是图像分析的一个重要问题,到目前为止,还没有一个通用和有效的算法能很好地分割所有的图像,活动轮廓模型(active contour model, ACM)是最著名的一种图像分割算法^[1].活动轮廓模型分成基于边缘模型和基于区域模型两类,它们各有优缺点.几何活动轮廓模型(geometric active contours, GAC)是最著名的一种基于边缘的活动轮

廓模型,几何活动轮廓模型具有计算简单,能自由改变拓扑的优点,但是它容易收敛于局部最小化,因此仅仅当初始化曲线位于待检测目标附近时,才能检测到目标.相比于边缘梯度信息的活动轮廓模型,基于区域的活动轮廓模型,具有全局属性,能检测图像里所有待检测的目标,此类模型中最著名的一种模型是C-V模型^[2],C-V模型由Chan and Vese提出,在图像分割领域有着广泛的应用,即使初始化曲线距离待检测的目标较远,C-V模型依然能成功地

收稿日期:2012-04-16,修回日期:2012-10-15

Received date: 2012-04-16, revised date: 2012-10-15

基金项目:国家自然科学基金(41171329,41071260);海洋公益科研专项项目(201305002);大连海事大学科研基础业务费

Foundation items: Supported by National Natural Science Foundation of China (41171329,41071260), Marine public scientific research special project(201305002), and Scientific research foundation business expenses of Dalian Maritime University.

作者简介(Biography):李颖(1968-),女,辽宁大连人,博士,博士生导师,主要从事遥感与地理信息应用研究. E-mail: yldmu@126.com.

* 通讯作者(Corresponding author): E-mail: lichuanlong@163.com.

检测出所有的目标,但是 C-V 模型的计算复杂度很高、检测效率低下。

亦有学者提出窄带水平集方法^[3-5],其演化和符号距离函数的计算只限于一个小的窄带内,但是其原理仍旧是传统水平集的思想,窄带内的水平集演化和符号距离函数的重新初始化与传统的水平集方法相同,并且要确定窄带内的点也非常困难和费时。

本文方法能比较快速地建立一个窄带,在窄带内做活动轮廓的演化,具有几何活动轮廓模型计算简单,能自由改变拓扑的优点,但是它不容易收敛于局部最小化,由于采用 C-V 模型依靠待检测目标内外均值来驱动水平集的演化,因而初始化曲线也无须非常接近待检测物体的边缘,具有全局性的优点。同时本文也给出了活动轮廓在窄带内收敛的一个简单条件,能方便地判断待检测目标是否被检测出来。

1 问题的提出

1.1 传统 C-V 模型水平集演化的效率问题

传统的水平集模型中最著名的是 C-V 模型,C-V 模型依靠零水平集曲线内外均值驱动最终演化方程:

$$\begin{cases} \frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta_{\varepsilon}(\phi) \left[\mu \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} - \lambda_1 |u(x,y) - C_{in}|^2 + \lambda_2 |u(x,y) - C_{out}|^2 \right] \\ C_{in} = \frac{\int_{\Omega} u(x,y) H_{\varepsilon}(\phi) dx dy}{\int_{\Omega} H_{\varepsilon}(\phi) dx dy} \\ C_{out} = \frac{\int_{\Omega} u(x,y) [1 - H_{\varepsilon}(\phi)] dx dy}{\int_{\Omega} [1 - H_{\varepsilon}(\phi)] dx dy} \\ \delta_{\varepsilon}(\phi) = \frac{1}{\pi} \frac{\varepsilon}{\varepsilon^2 + \phi^2} \\ H_{\varepsilon}(\phi) = \frac{1}{2} \left[1 + \frac{2}{\pi} \arctan\left(\frac{\phi}{\varepsilon}\right) \right] \end{cases} \quad (1)$$

具体原理请参见文献[2],从式(1)看出,对于 M 个像素的图像水平集每次迭代的每项时间复杂度分析如表 1 所示,表中的前项计算完毕,后项的复杂度不再包括前项。

表 1 C-V 模型演化方程复杂度分析

Table 1 Complexity of the evolution equation in the C-V model

	$H_{\varepsilon}(z)$	$\delta_{\varepsilon}(z)$	C_{in} 和 C_{out}	$\partial \phi / \partial t$
加/减	$o(M)$	$o(M)$	$2 \times o(M)$	$4 \times o(M)$
乘/除	$2 \times o(M)$	$3 \times o(M)$	$o(M)$	$3 \times o(M)$
平方	$o(M)$	$2 \times o(M)$		$2 \times o(M)$
一阶差分				$o(M)$
二阶差分				$o(M)$

从表 1 可以看出 C-V 模型的计算复杂度非常高,比如遥感图像的像素 M 都在百万 (1000×1000) 这个数量级,因此 C-V 模型的演化计算效率十分低。

1.2 符号距离函数重新初始化存在的效率问题

在传统的水平集模型中,符号距离函数(SDF)在活动轮廓模型演化过程中扮演着重要的角色,并且是影响水平集演化效率的一个重要因素。通常用 ϕ 表示符号距离函数,图像中任意一点的距离函数定义为从该点到演化曲线/曲面上的最短距离,符号由该点位于曲线内还是曲线外来定义正负。在开始迭代之前,必须将 ϕ 初始化为符号距离函数,在每次迭代后,需要重新初始化距离函数,以保持 $|\nabla \phi| = 1$,否则水平集函数无法保持可微和稳定。由于每次重新初始化不但要计算符号距离,还要首先计算零演化曲线,由于图像为离散二维矩阵,加之图像中噪声等影响,要想获得连续光滑的演化曲线,还需要对演化曲线规则化,因此计算复杂、效率低下,严重阻碍了水平集方法应用到图像的分割,文献[6]中利用一个惩罚项加入到水平集函数中,保持每次迭代后 $|\nabla \phi| = 1$,由于每次迭代需要计算惩罚项的两次微分和梯度,因此虽然比传统的重新初始化方法的效率有所提高,但是其水平集演化依然效率低下。

1.3 虚拟距离窄带活动轮廓模型

由于水平集函数演化和初始化符号距离函数费时、效率低下,为此本文提出一种新的方法,同时具有几何活动轮廓模型计算简单和区域活动轮廓模型的全局性优点,并且符号距离函数的重新初始化也简单方便、易于计算。根据活动轮廓的曲线演化方程理论^[7-8],符号距离函数的演化方程为:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = V(\phi) \vec{N} \quad (2)$$

其中 $V(\phi)$ 是水平集演化的速度, \vec{N} 是演化的法向量,决定了零水平集向内收缩还是往外扩张。本文定义:

$$V(\phi) = 2 \quad (3)$$

$$\vec{N} = \text{sign} \left(\left[I(x) - \frac{c_1 + c_2}{2} \right] |\nabla \phi| \right) \quad (4)$$

根据式(2)、式(3)、式(4)得到:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = 2 \text{sign} \left(\left[I(x) - \frac{c_1 + c_2}{2} \right] |\nabla \phi| \right) \quad (5)$$

其中 $\text{sign}(\cdot)$ 是符号函数,式(5)的正负符号由 $I(x) - \frac{c_1 + c_2}{2}$ 决定。 $|\nabla \phi|$ 为本文定义的符号距离函

数的梯度:

$$|\nabla\phi| = |2\phi(x(i,j)) - \phi(x(i+h,j)) - \phi(x(i-h,j))| + |2\phi(x(i,j)) - \phi(x(i,j+h)) - \phi(x(i,j-h))|, \quad (6)$$

其中 i, j 是像素 x 在图像中的横纵坐标.

再假设在图像上存在一条虚拟的零水平集曲线 C , 曲线 C 内外的均值分别为 c_1, c_2 , 图像上任意的点到此虚拟零水平集曲线的距离定义为一个虚拟距离, 为 1 或 -1, 其正负的取值根据虚拟零水平集曲线内外的均值来确定, 位于均值小的区域内的像素的符号距离函数为负号, 定义为:

$$\begin{cases} c_1 = \text{average}(I(x)) & x \text{ Inside}(C) \\ c_2 = \text{average}(I(x)) & x \text{ Outside}(C) \end{cases}, \quad (7)$$

其中 x 为图像中任意一个像素, $I(x)$ 为像素灰度值.

如果 $c_1 < c_2$,
$$\begin{cases} \phi(x, t=0) = -1 & x \text{ Inside}(C) \\ \phi(x, t=0) = 1 & x \text{ Outside}(C) \end{cases}, \quad (8)$$

否则
$$\begin{cases} \phi(x, t=0) = 1 & x \text{ Inside}(C) \\ \phi(x, t=0) = -1 & x \text{ Outside}(C) \end{cases}. \quad (9)$$

初始化符号距离函数为 1 或 -1, 又根据式 (5), 本文符号距离函数的变化量 $\frac{\partial\phi}{\partial t}$ 为 2 或 -2, 从而使符号距离函数发生反转, 零水平集发生变化. 根据式 (6), 只有在零水平集附近, 位置距离为 h 的范围内的 $|\nabla\phi|$ 不为零, 其余全部为零, 因此决定了式 (5) 在一个宽度 $2h$ 为的窄带内演化, 其余的地方符号距离函数无变化. 本文算法的演化基于虚拟零水平集曲线附近一个小范围内的窄带内.

1.4 水平集的演化过程

当时 $c_1 < c_2$, 如图 1 所示, a 点为 c_1, c_2 的中点, 当 $I(x)$ 位于 a 点左侧时, 绝对距离与 c_1 近, $I(x) - \frac{c_1 + c_2}{2}$ 为负, 因此式 (5) 的符号距离函数的变化量 $\frac{\partial\phi}{\partial t}$ 为 -2. 当位 $I(x)$ 于 a 点右侧时, 绝对距离与 c_2 近, $I(x) - \frac{c_1 + c_2}{2}$ 为正, 因此式 (5) 的符号距离函数的变化量 $\frac{\partial\phi}{\partial t}$ 为 2, 因此实现了像素点的灰度值根据与曲线内外的均值的绝对距离远近来改变符号距离函数的变化量, 依靠曲线内外的均值来驱动水平集的演化.

由式 (6) 可以看出, 只有在零水平集附近, 宽度为 $2h$ 的一个很小的窄带内 (图 2 中绿色曲线之间的区域), $|\nabla\phi|$ 不为零, 其余地方全部为零, 只有在此窄带内的符号距离函数才有变化, 因此只需要计算

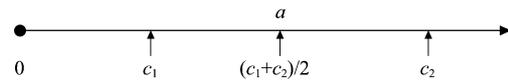


图 1 均值符号演示
Fig. 1 Mean symbol demonstration

此窄带内的像素点即可.

如图 2 所示, 黑色的部分是待检测的目标物, 红色曲线代表零水平集曲线, 使用式 (8) 定义初始符号距离函数分别为 +1 和 -1, B 区域演化后的符号距离函数为 +3 (符号保持不变), A 区域的演化后的距离函数为 +1 (符号发生反转), C 区域演化后的符号距离函数为 -3 (符号保持不变), 经过演化后, 红色的虚拟零水平集曲线收缩到 A 区域和 C 区域之间的绿色曲线处.

使用高斯函数规则化符号距离函数^[9-10], 然后重新初始化水平距离函数 $\phi = \text{sign}(\phi)$, 经过多次迭代后, 最终零水平集收缩到黑色的目标物边缘.

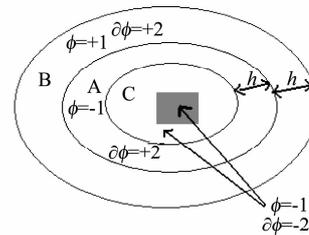


图 2 符号距离函数演化示意
Fig. 2 Symbolic distance function evolution

当 $c_1 > c_2$ 时, 使用式 (9) 初始化符号距离函数, 其符号距离函数的初始化和符号距离函数的变化与 $c_1 < c_2$ 时相反, 但其原理类似.

1.5 水平集函数收敛条件

水平集的演化都在窄带内完成, 只有窄带内点的符号距离函数有可能发生符号反转, 因此根据每次演化的窄带内符号距离函数发生符号反转的点的数量百分比, 给出一种简单有效的判断水平集收敛的方法:

$p_1 = \text{sign}(|\nabla\phi_1|)$, ϕ_1 是上次演化后符号距离函数,

$p_2 = \text{sign}(|\nabla\phi_2|)$, ϕ_2 是当前演化后符号距离函数,

其中 $|\nabla\phi_1|$ 和 $|\nabla\phi_2|$ 是由水平集在演化过程中使用的式 (6) 计算窄带的结果, 在演化过程中保留即可, 无需重新计算.

$$\Delta N_c = \text{sum}(|p_1 - p_2|) \quad , \quad (10)$$

ΔN_c 是窄带内发生位置变化的点的数量

$$N_c = \text{sum}(|p_2|) \quad , \quad (11)$$

N_c 是窄带内点的数量.

当虚拟零水平集的点的变化量小于 ε 时,即:

$$\frac{\Delta N_c}{N_c} < \varepsilon \quad , \quad (12)$$

时水平集演化收敛.

1.6 算法的主要步骤如下:

1. 初始化图像为两部分,两部分之间分界处为初始虚拟零水平集曲线 C

2. 使用式(7)计算 c_1, c_2

3. 使用式(8)或式(9)初始化虚拟符号距离函数

$$4. \text{ 计算 } \begin{cases} c_1 = \text{average}(\phi(x) < 0) \\ c_2 = \text{average}(\phi(x) > 0) \end{cases}$$

5. 使用式(5)来演化水平集函数,即 $\phi = \phi +$

$$\frac{\partial \phi}{\partial t}$$

6. 重新规则符号距离函数 $\phi = \phi G_\sigma$

7. 初始化符号距离函数 $\phi = \text{sign}(\phi)$

8. 检查式(12)中是否 $\frac{\Delta N_c}{N_c} < \varepsilon$; 如果否,转步骤 4.

1.7 算法复杂度分析与对比

为了更好地比较本文算法与其他算法的效率优势,避免因为计算机硬件以及软件编程等的影响,采用算法复杂度的比较方法,而不提供实际绝对对计算时间的比较.由式(6)可以看出,只有在虚拟零水平集附近,宽度为 $2h$ 的一个很小的窄带内(图 2 中绿色曲线之间的区域) $|\nabla \phi|$ 不为零,其余地方全部为零,再由式(5)可知只有在此窄带内的符号距离函数才有变化,因此只需要计算此窄带内的像素点即可,设此窄带内的像素点数为 k ,其式(5)的演化方程的复杂度如表 2.

表 2 演化方程的复杂度分析

Table 2 Complexity of evolution equation in the present model

	c_1 和 c_2	$\partial \phi / \partial t$
加/减	$2 \times o(M)$	$6 \times o(k)$
乘/除		$3 \times o(k)$
取符号 sign		$o(k)$

由表 2 对比表 1 看出,本文的演化方程无需计算 $H_\varepsilon(z)$ 、 $\delta_g(z)$,并且只需要加减、乘除法和取符号运算,无需计算一阶差分和二阶差分,演化方程的计算只需在靠近虚拟零水平集曲线附件的一个窄带

内,因此演化方程的算法复杂度降低很多.

使用高斯函数规则化符号距离函数^[9-10], $\phi = \phi G_\sigma$, G_σ 的窗口宽度 w ,一般 w 取 4,其宽度越大,平滑噪声的能力越大, σ 越大,其中心点周围的平滑系数越接近中心点的平滑系数.然后重新初始化水平距离函数 $\phi = \text{sign}(\phi)$,即算法的主要步骤中的第 6, 7 步,由于只有在虚拟零水平集曲线附近,宽度为 $2h$ 的一个很小的窄带内(图 2 中绿色曲线之间的区域)内的距离符号函数才变化,其他区域没有变化,因此规则化和重新初始化只在这个窄带内 k 个像素点上进行,其算法的复杂度如表 3. 利用高斯函数的规则化,只需要在一个窄带内完成,无需对整个图像做符号距离函数的规则化,重新初始化为距离函数也只是在一个窄带内把符号距离函数做取符号运算.而窄带的计算也十分方便,使用式(6),只需要做加减运算即可.

表 3 符号距离函数重新初始化的复杂度分析

Table 3 Complexity of symbolic distance function re-initialization in the present model

	$\phi = \phi G_\sigma$	$\phi = \text{sign}(\phi)$
加/减	$o(kw)^2$	
乘/除	$o(kw)^2$	
取符号 sign		$o(k)$

2 实验分析

本文的算法需要调节 G_σ 的窗口宽度 w 和高斯函数的 σ 两个参数,这两个参数越大,其规则符号距离函数的能力越强,即抗噪声的能力越强,但会让零水平集曲线在菱角处变得平滑,从而使图像分割带来误差,取 $w = 5, \sigma = 10$. 所做实验中其它参数的取值如式(16)中的停止迭代的 $\varepsilon = 0.001$,窄带宽度 $h = 4$. 实验环境为 matlab2008a, Pentium Dual-Core (3.2 × 2 GHz), 内存为 2 GB.

2.1 初始化曲线位置对实验结果的影响

从式(7)、式(8)、式(9)可以看出,符号距离函数的初始化是根据待检测目标物的内外均值来确定的,图 3 待检测目标物的灰度均值大于背景的灰度均值,分别将初始虚拟零水平集曲线放到三个典型的位置:待检测目标物内、待检测目标物和背景之间、待检测目标物外.如图 3 的第二行所示,算法能完整地分割出待检测的目标物.相反,如图 4 所示,当待检测的目标物的灰度均值小于背景的灰度均值时,使用不同的初始虚拟零水平集曲线,也得到了较好的目标物分割结果.

几何活动轮廓模 (geometric active contours,

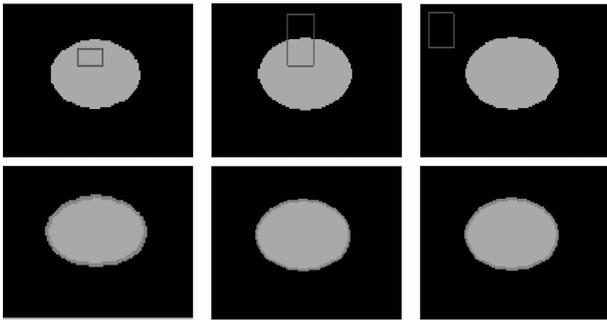


图3 待检测的目标物的灰度均值大于背景的灰度均值
Fig. 3 The target gray mean greater than background gray mean

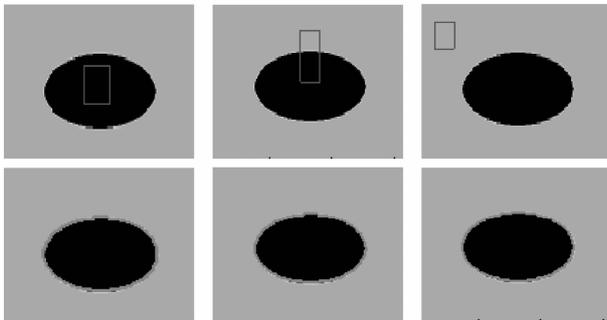


图4 待检测的目标物的灰度均值小于背景的灰度均值
Fig. 4 The target gray mean less than background gray mean

GAC)需要初始化曲线位于待检测物的附近,依靠待检测物边缘的梯度驱动活动轮廓收敛到待检测物体边缘,而本文算法的驱动力不是依靠梯度,而是依靠虚拟曲线内外的灰度均值,不需要将初始化曲线位于待检测物的附近,如图5所示,虽然初始化虚拟零水平集曲线距离待检测的种子很远,但是最终依然可以很好地检测出种子,因此分割算法具有全局属性,初始化曲线无须靠近待检测物边缘,能检测图像里所有待检测的目标.本文算法与传统的活动轮廓模型一样将二维曲面隐含地表达为高维的符号距离函数,通过符号距离函数的进化隐含地求解曲面的运动^[11],得到所需要待检测物的轮廓,在符号距离函数距离的演化过程中,符号距离函数符号相反之处就是待检测物的边界,可以随着待检测物的形状而改变,如图5检测出的种子边缘随着种子的形状而自由改变拓扑.

从以上实验可以看出,本文的算法对初始化曲线的位置不敏感,初始化曲线的位置对分割结果没有影响,能自由改变拓扑,具有全局属性.

2.2 窄带宽度对图像分割效率的影响

依据符号距离函数的梯度计算公式(6),在窄

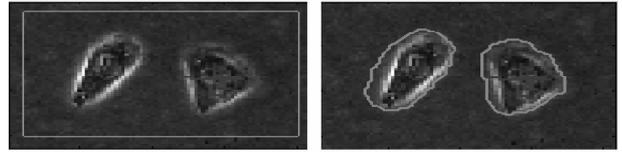


图5 初始化虚拟零水平集曲线远离待检测目标
Fig. 5 The initialized zero level set curve away from the detected target

带内符号距离函数的梯度不为零,在窄带外符号距离函数的梯度为零,因此符号距离函数的梯度不为零的地方标记为窄带,每次演化后,虚拟零水平集会移动到目标边,窄带也跟随移动.式(6)中的决定着窄带的宽度 $2h$ (演示图2中的两条绿色线之间的部分),当 h 增大时,窄带的宽度增加,当虚拟零水平集远离待检测物时,虚拟零水平集每次将移动 h 距离,因此收敛时迭代次数和演化时间将会变小,但是随着 h 的增大,窄带内点也增多,因此窄带内的计算量也会增加,零水平集到达待检测物体边缘时,会出现抖动现象,因此收敛时的迭代次数和演化时间都会增加.采用 431×509 的遥感图像,相同的收敛条件 $\epsilon = 0.001$,相同的初始化虚拟零水平集曲线(图6(a)),不同的 h ,收敛时得到相同的检测结果(图6(b)),但是迭代次数和演化耗时却相差较大,如图7所示,其变化规律可以从看出,适当地增加窄带的宽度会减小迭代的次数和收敛时的演化耗时,但是不宜增加太大.

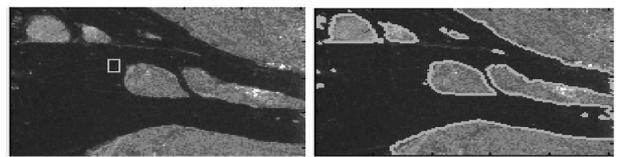


图6 (a) 初始化虚拟零水平集曲线, (b) 不同的窄带宽度检测到相同的结果

Fig. 6 (a) initialization of the zero level set curve, (b) the same results by using different narrowband width

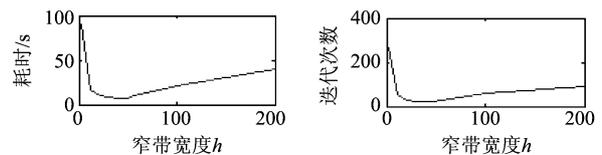


图7 窄带宽度对图像分割效率的影响

Fig. 7 The influence of narrow band width on the image segmentation efficiency

2.3 噪声图像分割实验

对图像加入椒盐噪声测试其分割噪声图像的能

力,从图 8 可以看出,随着椒盐噪声的加强,本文的图像分割算法依然表现出比较好的分割效果,采用相同的收敛条件,以没有加入椒盐噪声的图像的分割结果为基准,计算其错误分割率,见表 4. 提出的算法对于图像中广泛存在的噪声具有一定的抗噪性.

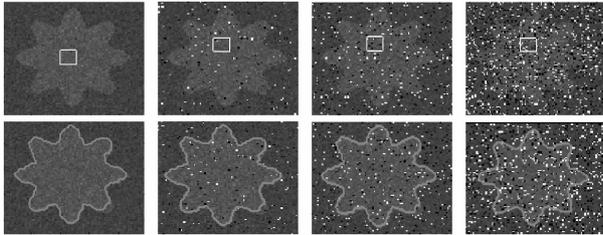


图 8 椒盐噪声强度分别为 0,0.02,0.05,0.15 的图像分割
Fig. 8 Segmentation results of the image with salt and pepper noise when noise intensity is 0,0.02,0.05 and 0.15, respectively.

表 4 噪声对分割结果的影响

Table 4 The influence of noise on the segmentation results

椒盐噪声强度	0.02	0.05	0.15
分割相对错误率	0.98%	1.33%	3.57%

2.4 医学图像分割实验

医学图像具有噪声强的特点,分割和识别比较困难,本文算法对医学图像做了分割实验,初始化曲线和分割结果如图 9 所示. 由于医学图像广泛分布着噪声,为了更普遍地检验分割算法的稳定性和抗噪声性能,人为地加入椒盐噪声(强度为 0.15),初始化和分割结果如图 10 所示,虽然人为地加入了噪声,但是依然得到了正确的分割结果.

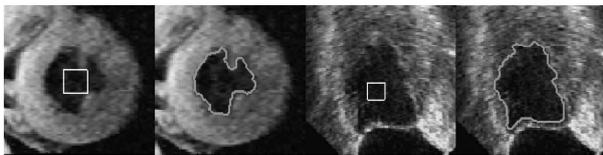


图 9 医学图像分割
Fig. 9 Segmentation of medical image

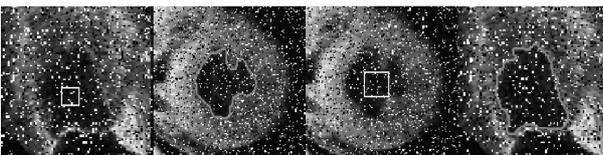


图 10 加入强度为 0.15 的椒盐噪声后的医学图像分割
Fig. 10 The medical image with salt and pepper noise (noise intensity: 0.15)

2.5 遥感图像分割实验

遥感图像和医学图像相比,具有噪声高、图像分

辨率低、图像边缘模糊等特点,使用普通的 C-V 模型分割遥感图像存在易受噪声干扰,对于弱边缘不能很好分割等缺陷,并且遥感图像一个显著的特点是图像较大,一般的分割算法较慢,效率低. 我们的算法在不同比例的遥感图像(其最大为 1322×975 , 大约有 129 万象素)上做了效率实验比较,其初始化曲线和最终的分割结果如图 11,其不同窄带宽度的分割时间变化如图 12 所示,对于大型的遥感图像适当得增大窄带宽度,能有效的提高检测效率,并且本文的算法随着图像像素的增加,算法的收敛并没有出现随着图像增大而显著增加.

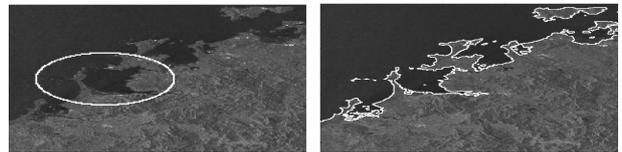


图 11 遥感图像实验
Fig. 11 Remote sensing image segmentation test

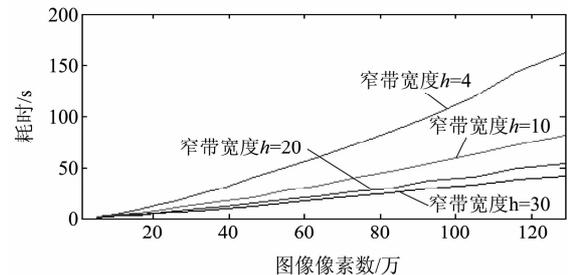


图 12 不同大小遥感图像分割时间
Fig. 12 Segmentation time of remote sensing image with different size

3 结论

提出了一种简单易于计算的活动轮廓模型,该模型对初始化曲线的位置不敏感,给出了活动轮廓收敛的简单判定条件. 本活动轮廓模型具有抗噪声能力强、运算效率高的特点,在实际应用中,不但可以分割具有高噪声的医学图像,也能有效、快速地分割大型的遥感图像,该算法具有一定的实用价值.

REFERENCES

- [1] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: Active contour models [J]. *International Journal of Computer Vision*. 1988, **1**(4): 321-331.
- [2] Chan T F, Vese L A. Active contours without edges [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*. 2001, **10**(2): 266-277.
- [3] ZHOU Ze - Ming, CHEN Qiang, WANG Ping - An, et al. (下转第 576 页)

建筑物提取和三维重构的方法. 选用了两幅不同场景的实际高分辨率 SAR 图像进行建筑物提取和三维重建实验, 两种不同屋顶类型的建筑物三维重建结果都比较理想, 验证了利用高分辨率 SAR 图像进行建筑物三维重建的可行性. 该方法充分利用了高分辨率 SAR 图像中建筑物三维成像几何结构和不同散射区域之间的空间位置关系, 可以克服 SAR 图像斑点噪声和建筑物场景内强散射体的干扰. 对于二次散射结构清晰完整的建筑物, 结合改进 Hough 变换提取的 L 型结构, 计算机可以自动进行三维重建, 自动化程度较高. 但若二次散射结构不明显或者不完整, 需要人工确定建筑物屋顶类型、位置和方位.

REFERENCES

- [1] Tupin F, Roux M. Detection of building outlines based on the fusion of SAR and optical features [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 2003, **58**(1-2), 71 - 82.
- [2] Sportouche H, Tupin F, Denise L. Building extraction and 3D reconstruction in urban areas from high-resolution optical and SAR imagery [C]. *Joint Urban Remote Sensing Event*, Shanghai, 20-22 May 2009, 1 - 11.
- [3] Thiele A, Cadario E, Schulz K, Thoennessen U and *et al.* Building recognition fusing multi-aspect high-resolution InSAR data [C]. *IEEE International Conference on Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 2006, 3643 - 3646.
- [4] ZHAO Ling-Jun, KUANG Gang-Yao. A watershed-based automatic building detection in high-resolution airborne urban SAR images [J]. *Journal of Electronics & Information Technology* (赵凌君, 匡纲要. 基于分水岭变换的高分辨率机载城区 SAR 图像建筑物自动检测方法. *电子与信息学报*) 2008, **30**(10), 2325 - 2328.
- [5] Auer S, Hinz S, Bamler R. Ray-tracing simulation techniques for understanding high-resolution SAR images [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2010, **48**(3), 1445 - 1456.
- [6] HE Jiao. Analysis of building height inversion based on VHR SAR image [D]. Master Dissertation, Beijing Jiaotong University (何娇. 高分辨率 SAR 图像建筑物高度反演研究方法, 硕士学位论文, 北京交通大学) June 2011.
- [7] Guida R, Iodice A, Riccio D. Height retrieval of isolated buildings from single high-resolution SAR images [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2010, **48**(7), 2967 - 2979.
- [8] YOU Hong-Jian, FU Kun. *Fine Processing of Synthetic Aperture Radar Image* [M]. Beijing: Science Press (尤红建, 付琨. 合成孔径雷达图像精准处理. 北京: 科学出版社), 2011.
- [9] FU Xing-Yu, YOU Hong-Jian, FU Kun, *et al.* An approach to extract L-shaped feature of building from VHR SAR image based on multi-scale Hough transform [J]. *Ceomatics and Information Science of Wuhan University* (傅兴玉, 尤红建, 付琨, 等. 利用多尺度 Hough 变换提取高分辨率 SAR 图像建筑物 L 型结构. *武汉大学学报·信息科学版*) 2012, **37**(4), 394-399.
- [10] Brunner D, Lemoine G, Bruzzone L *et al.* Building height retrieval from VHR SAR imagery based on an iterative simulation and matching technique [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2010, **48**(3), 1487 - 1504.
-
- (上接 568 页)
- Curves evolving and left ventricle MRI segmentation based on narrow band level set method [J]. *Computer Engineering and Applications* (周则明, 陈强, 王平安, 等. 基于窄带水平集的曲线演化与左心室 MRI 图像分割. *计算机工程与应用*), 2003, **39**(27): 46 - 48, 72.
- [4] ZHOU Ze-Ming, XIANG Jie, WANG Hong-Yuan, *et al.* Study on the narrow band's construction for the level set method [J]. *Systems Engineering and Electronics* (周则明, 项杰, 王洪元, 等. 水平集方法中窄带构造技术. *系统工程与电子技术*), 2007, **29**(7): 1201 - 1204.
- [5] YU Hong-Chuan, WANG De-Jun, TANG Ze-Sheng, *et al.* Singular points in level set evolution and revised narrow banding algorithm [J]. *Journal of Software* (于洪川, 王德军, 唐泽圣, 等. 水平集演化中的奇点与改进的窄带算法. *软件学报*), 2003, **14**(4): 811 - 817.
- [6] Li C, Xu C, Gui C, *et al.* Level set evolution without re-initialization; A new variational formulation; 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005 [C]. Los Alamitos, CA, USA: Ieee, 2005: 430 - 436.
- [7] LI Jun, YANG Xin. *Principles and applications of the image partial differential equations* [M]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University Press (李俊, 杨新. 图像偏微分方程的原理与应用. 上海: 上海交通大学出版), 2003.
- [8] Xu C, Yezzi Jr A, Prince J L. On the relationship between parametric and geometric active contours; 34th Asilomar Conference, 2000 [C]. Pacific Grove, CA, United States: IEEE, 2000: 483 - 489.
- [9] Shi Y, Karl W C. Real-time tracking using level sets; 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005 [C]. San Diego, CA, United States: Institute of Electrical and Electronics Engineers Computer Society, 2005: 34 - 41.
- [10] Perona P, Malik J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 1990, **12**(7): 629 - 639.
- [11] WANG Qi, DING Hui, ZHANG Wei, *et al.* 3-D breast MRI sequence segmentation based on region and level set algorithm [J]. *Journal of Tsinghua University (Science and Technology)* (王琪, 丁辉, 张伟, 等. 利用分区处理和水平集算法分割序列三维乳腺 MRI. *清华大学学报(自然科学版)*), 2009, **49**(03): 419 - 423.