一种用于 SAR 图像分割的几何活动轮廓模型

贺志国，周晓光，陆　军，匡纲要

国防科技大学 电子科学与工程学院信息工程系，湖南 长沙　410073

摘　要： 基于 SAR 图像边缘检测算子和变分水平集方法，依据能量最小化准则，提出了一种新颖的几何活动轮廓模型。其基本思想是，直接定义关于水平集函数的能量泛函，并将经典模型中基于梯度算子的边缘指示函数，替换为基于 ROEWA 算子的边缘指示函数，提高了模型对于 SAR 图像的边缘检测能力；同时在新模型中加入水平集函数惩罚项，确保水平集函数逼近符号距离函数。由于该项的作用，模型的数值求解可采用简单的显式差分格式迭代，并保持较快的收敛速度。针对仿真图像、Radarsat 和华东电子研究所实测数据的实验结果表明，该模型具有实现简单、分割边界定位准确和收敛速度较快等优点。

关键词： SAR，图像分割，活动轮廓模型，水平集方法

中图分类号： TP751/TP722.6　　**文献标识码：** A

1　引　言

图像分割是合成孔径雷达（Synthetic Aperture Radar，SAR）图像解译的一个重要问题，也是 SAR 图像自动解译的基础和前提，受到了广泛地关注。由于 SAR 系统采用的是相干成像处理，造成 SAR 图像被斑点噪声所污染，使图像分割变得非常困难。立足于消除斑点噪声的影响，众多分割方法应运而生，目前具有代表性的方法有：基于 CFAR 检测的方法（Novak *et al.*，1997）、基于边缘检测的方法（Germain *et al.*，2001）和基于马尔可夫随机场（MRF）的方法（Fjortoft *et al.*，2003）等。其中，基于 CFAR 检测的分割方法本质是一种基于像素强度的分割方法，会导致分割中出现大量的“伪”目标区域，需进行后续处理才能得到合理的分割结果。基于边缘检测的分割方法通过搜索“均匀”区域之间的边界，完成图像的分割，但其检测的边缘通常是断裂的，因而需要借助形态学闭算子和分水岭算法等手段（Fjortoft *et al.*，1998）将其连接成闭合边缘，且需执行后续处理以防止过度分割。基于 MRF 的分割方法利用像素间结构信息完成分割，分割精度较高，但该方法的收敛速度很慢，并且算法的优化困难。

近年来，基于活动轮廓（active contour）模型（Kass *et al.*，1987；Caselles *et al.*，1993；Caselles *et al.*，1997；Malladi *et al.*，1995；Osher and Sethian，1998）的图像分割方法受到众多研究者的关注。首个活动轮廓模型是由 Kass 等（1987）提出的蛇（Snake）模型。在该模型中，一条参数化的连续样条曲线在能量泛函最小化准则的指导下，不断变形移动至目标的边缘位置。该模型存在许多缺点，例如：对边缘的捕获范围较小和不能处理轮廓线的拓扑结构变化等。为解决上述问题，Caselles 等（1993，1997）以及 Malladi 等（1995）基于曲线演化理论和水平集（level set）方法（Osher and Sethian，1998），提出了一种几何活动轮廓（Geometric Active Contour，GAC）模型。该模型能自动处理曲线拓扑结构的变化，在医学图像分割领域获得巨大的成功。然而，将该模型应用于 SAR 图像分割时，其采用梯度信息定位边缘，而 SAR 图像边缘的梯度信息一般较弱，会产生错误的分割结果。而且该模型还存在以下问题：首先，该模型由曲线演化理论驱动而非能量最小化所致，因而没有明确的准则支撑，其合理性值得商榷；其次，在模型的演化过程中，需要周期性地将水平集函数重新初始化符号距离函数，这种操作费时而且难以把握时机；最后，使用隐式的水平集函数来表示曲线，增加了问题求解的维

收稿日期：2008-05-12；**修订日期**：2008-08-29

基金项目：国家自然科学基金（编号：60772045）项目。

第一作者简介：贺志国（1978—　），男，博士。研究方向为 SAR 图像分割和 SAR 图像解译。E-mail：davidhopper 2003@ gmail. com。

数,导致计算效率低下。

针对上述问题,本文基于 SAR 图像边缘检测算子(Fjortoft *et al.*, 1998)和变分水平集方法(Zhao *et al.*, 1996),依据能量最小化准则,提出了一种适合于 SAR 图像分割的几何活动轮廓模型。该模型直接定义关于水平集函数的能量泛函,并将原有基于梯度算子的边缘指示函数,替换为基于 ROEWA 算子(Fjortoft *et al.*, 1998)的边缘指示函数,增强了模型的边缘定位能力,更适合于 SAR 图像分割。同时在模型中加入水平集函数惩罚项(Li *et al.*, 2005),确保水平集函数逼近符号距离函数,消除了水平集函数重新初始化的需求。在模型的数值实现时,采用简单的显式差分格式并辅以窄带(narrow band)快速算法(Adalsteinsson *et al.*, 1995),加快了模型的收敛速度。

2 背景回顾

2.1 水平集方法

水平集方法最初由 Osher 和 Sethian(1998)提出,是一种将曲线(或曲面)隐藏在更高一维连续曲面的零水平截集中隐式地完成曲线演化的方法。令二维有界开集 $\Omega \subset R^2$ 代表图像域,$C(q) = \{x(q), y(q)\}$ 是一条定义在 Ω 中的参数化曲线,其中 $q \in [0,1]$ 为参变量;又设 $\boldsymbol{n}$ 为曲线的单位内法向量,κ 为曲率,则曲线沿其法线方向的演化过程可以表示为:

$$\frac{\partial C}{\partial t} = F(\kappa)\boldsymbol{n} \tag{1}$$

式中,t 为引入的时间变量,$F(\kappa)$ 是速度函数,决定曲线 C 上每点的演化速度。

引入一个 Lipschitz 连续的水平集函数 $\phi(x, y): \Omega \rightarrow R$,使得 $C(q) = \{(x(q), y(q)) \in \Omega \mid \phi(x, y) = 0\}$,且在 C 内部 $\phi < 0$,在 C 外部 $\phi > 0$,则曲线演化的目标就转化为:使水平集函数 ϕ 的零水平集 $\phi(x, y, t) = 0$ 始终满足式(1)。对零水平集,$\phi(x, y, t) = 0$ 关于 t 求全微分,并注意到水平集函数的定义,可得:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = F(\kappa) |\Delta \phi| \tag{2}$$

上式称为曲线演化的 Euler 公式,亦称为水平集方程。根据式(2)可以确定出随时间演化的水平集函数 $\phi(x, y, t)$,而曲线 $C(q, t)$ 则始终隐藏在 $\phi(x, y, t)$ 的零水平集中;同时,还可以很方便地计算出曲线的单位内法向量:$\boldsymbol{n} = -\dfrac{\Delta \phi}{|\Delta \phi|}$ 以及曲率:$\kappa = \mathrm{div}\left(\dfrac{\Delta \phi}{|\Delta \phi|}\right)$。

2.2 经典 GAC 模型

对于式(2)描述的水平集方程,若给定不同的速度函数 $F(\kappa)$,就可以得到不同的 GAC 模型(Caselles *et al.*, 1993; Caselles *et al.*, 1997; Malladi *et al.*, 1995)。其中最为流行的 GAC 模型当属由 Caselles 等(1997)提出的短程活动轮廓模型(亦称测地活动轮廓模型)。实际上,人们提到 GAC 模型时,如无特殊说明,一般均指短程活动轮廓模型。

若令 $F(\kappa) = \mathrm{div}\left(g \dfrac{\Delta \phi}{|\Delta \phi|}\right) + g\alpha$,其中,$\alpha$ 为一常数,$g(|\Delta u_0|) = \dfrac{1}{1 + |\Delta u_0|^2 / \lambda^2}$ 是基于图像梯度的边缘指示函数,其中 λ 是一个比例常数,u_0 表示原始图像函数,$|\Delta u_0|$ 表示图像梯度的模,则得到 GAC 模型 ϕ 的演化方程:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \phi}{\partial t} &= \left[\mathrm{div}\left(g \frac{\Delta \phi}{|\Delta \phi|}\right) + g\alpha\right] |\Delta \phi| \\ &= g(\kappa + \alpha) |\Delta \phi| + \Delta g \, \Delta \phi \end{aligned} \tag{3}$$

GAC 模型的最大优势是能自然地处理曲线的拓扑结构变化。但是该模型也具有以下缺点:(1)速度函数 $F(\kappa)$ 的取值具有随意性,并非由基于能量泛函最小化的方法得到,没有明确的准则支撑,其合理性值得商榷;(2)实际应用中,人们一般将水平集函数取为符号距离函数(采用欧氏距离):

$$\phi(x, y) = \begin{cases} -\sqrt{(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2}, & \text{若}(x, y)\text{ 位于 } C \text{ 内} \\ 0, & \text{若}(x, y)\text{ 位于 } C \text{ 上} \\ \sqrt{(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2}, & \text{若}(x, y)\text{ 位于 } C \text{ 外} \end{cases}$$

式中,(x_0, y_0) 是位于曲线 C 上且与 (x, y) 距离最短的点。然而在水平集函数的演化过程中,ϕ 会偏离符号距离函数,因此需要周期性地对 ϕ 进行重新初始化。这种操作不仅费时,而且难以把握重新初始化的时机;(3)使用隐式的水平集函数来表示曲线,增加了问题求解的维数,导致计算效率低下。

2.3 GAC 模型对 SAR 图像失效的原因

若将 GAC 模型应用于 SAR 图像,将得不到好的分割结果。这是因为,GAC 模型的边缘指示函数 g 使用基于梯度信息的方法检测边缘,而基于梯度算子的边缘检测方法通常依赖于这样一个假设:图像受加性噪声污染。然而,SAR 图像中的斑点噪声一般认为是乘性的,导致梯度算子在高强度区域会检测出很多虚假边缘,而在低强度区域又会丢失很多真实边缘(Touzi *et al.*, 1988),因而无法正确检测 SAR 图像中的边缘,最终产生错误的分割结果。图 1 给出了几何活动轮廓模型针对一幅 Radarsat 水域图像的分割结果。从图中结果看,几何活动轮廓模型完全失效。

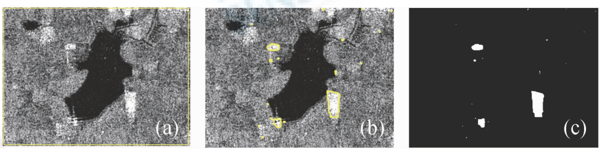


图 1 使用几何活动轮廓模型对一幅 Radarsat 水域图像的分割结果

(a) 原始图像及初始轮廓;(b) 最后轮廓;(c) 分割结果

Fig. 1 Segmentation results for a Radarsat water image using the GAC model

(a) original image and initial contour;

(b) final contour; (c) segmentation results

3 用于 SAR 图像分割的几何活动轮廓模型

3.1 ROEWA 算子

目前常用的 SAR 图像边缘检测算子包括:均值比率(Ratio of Average, ROA)算子(Touzi *et al.*, 1988)、广义似然比(Generalized Likelihood Ratio, GLR)算子(Germain *et al.*, 2001)和指数加权均值比率(Ratio of Exponentially Weighted Averages, ROEWA)算子(Fjortoft *et al.*, 1998)等。其中,ROA 和 GLR 算子是基于单边缘模型的算子,ROEWA 算子是基于多边缘模型的算子。由于 ROEWA 算子采用的模型更接近于实际的 SAR 图像,因而得到了更为广泛的应用。

ROEWA 算子本质上是一种基于线性最小均方误差的指数平滑滤波器,使用这种滤波器计算出的均值不是算术均值,而是根据经过指数加权处理后的均值。一维情形下,该滤波器的表达式为:$f(x) = C\exp\{-\rho|x|\}$,式中,C 是归一化常数,ρ 是滤波系数。在离散情形下,$f(x)$ 可通过一个因果滤波器 $f_1(x)$ 和非因果滤波器 $f_2(x)$ 实现:

$$f(x) = \frac{1}{1+b}f_1(x) + \frac{b}{1+b}f_2(x-1),$$
$$x = 1,2,\cdots,N \tag{4}$$

式中,$f_1(x) = ab^x H(x)$, $f_2(x) = ab^{-x}H(-x)$, $0 < b = e^{-\alpha} < 1$, $a = 1-b$, $H(x)$ 为 Heaviside 函数,若 $x \geqslant 0$,其值为 1,否则为 0。基于该滤波器,可定义 ROEWA 算子如下:

$$\begin{cases} r_{X\max}(x,y) = \max\left\{\dfrac{\hat{\mu}_{X1}(x-1,y)}{\hat{\mu}_{X2}(x+1,y)}, \dfrac{\hat{\mu}_{X2}(x+1,y)}{\hat{\mu}_{X1}(x-1,y)}\right\} \\ r_{Y\max}(x,y) = \max\left\{\dfrac{\hat{\mu}_{Y1}(x,y-1)}{\hat{\mu}_{Y2}(x,y+1)}, \dfrac{\hat{\mu}_{Y2}(x,y+1)}{\hat{\mu}_{Y1}(x,y-1)}\right\} \end{cases} \tag{5}$$

式中,$\hat{\mu}_{X1}$,$\hat{\mu}_{X2}$,$\hat{\mu}_{Y1}$ 和 $\hat{\mu}_{Y2}$ 为指数加权均值,其值可通过下式确定:

$$\begin{cases} \hat{\mu}_{X1}(x,y) = f_1(x) * (f(y) \cdot u_0(x,y)) \\ \hat{\mu}_{X2}(x,y) = f_2(x) * (f(y) \cdot u_0(x,y)) \\ \hat{\mu}_{Y1}(x,y) = f_1(y) \cdot (f(x) * u_0(x,y)) \\ \hat{\mu}_{Y2}(x,y) = f_2(y) \cdot (f(x) * u_0(x,y)) \end{cases} \tag{6}$$

其中,符号 $*$ 表示 X 向(水平方向)的卷积,符号 $\cdot$ 表示 Y 向(垂直方向)的卷积。类似于梯度模的定义,可以给出基于 ROEWA 算子的边缘强度:

$$|r_{\max}(x,y)| = \sqrt{r_{X\max}^2(x,y) + r_{Y\max}^2(x,y)} \tag{7}$$

图 2 给出了基于 ROEWA 算子,针对一幅 Radarsat 水域图像提取的边缘图;作为对比,图中还给出了基于梯度的边缘图。从图 2 可以看出,利用 ROEWA 算子得到的边缘与实际的边缘比较吻合,而基于梯度提取的边缘图则杂乱无章,无法反映真实的边缘位置。因此采用 ROEWA 算子检测 SAR 图像边缘是合理的。

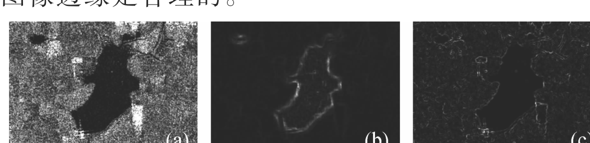


图 2 针对一幅 Radarsat 水域图像提取的边缘图

(a) 原始图像;(b) 基于 ROEWA 算子的边缘图;

(c) 基于梯度的边缘图

Fig. 2 Edge maps extracted from a Radarsat water image

(a) original image;

(b) edge map based on the ROEWA operator;

(c) edge map based on the gradient operator

3.2 新的几何活动轮廓模型及其解算

基于 SAR 图像边缘检测算子(Fjortoft *et al.*,

1998）和变分水平集方法（Zhao *et al.*, 1996），依据能量最小化准则，可得到一种新的 GAC 模型。该模型直接定义关于水平集函数的能量泛函，并将原有基于梯度算子的边缘指示函数，替换为基于 ROEWA 算子的边缘指示函数；同时在模型中加入水平集函数惩罚项，确保水平集函数逼近符号距离函数。

维持对水平集函数 ϕ 的取值方式，即在曲线 C 内部 $\phi<0$，在 C 外部 $\phi>0$，可得到新模型的能量泛函如下：

$$E(\phi)=\iint_{\Omega} g\delta(\phi)\,|\Delta\phi|\,\mathrm{d}x\mathrm{d}y+\alpha\iint_{\Omega} gH(-\phi)\,\mathrm{d}x\mathrm{d}y+\nu\iint_{\Omega}\frac{1}{2}(|\Delta\phi|-1)^2\mathrm{d}x\mathrm{d}y \tag{8}$$

式中，α 和 ν 是加权系数。$H(\phi)$ 为 Heaviside 函数，若 $\phi\geqslant 0$，其值为 1，否则为 0。$\delta(\phi)$ 为 Dirac 函数，是 $H(\phi)$ 的一阶导数。g 是定义在基于 ROEWA 算子的边缘强度 $|r_{\max}|$ 上的边缘指示函数：

$$g(|r_{\max}|)=\frac{1}{1+|r_{\max}|^2/\lambda^2} \tag{9}$$

式中，λ 是一个比例常数。g 的取值范围为[0,1]，其值越接近 0，表示越接近边缘。在该能量泛函中，第一项是曲线长度约束项，其作用是吸引曲线至目标的边缘处；第二项是曲线包围面积约束项，本质上对应 Conhen 等(1991)中提出的“气球力”项，用来加快曲线演化的速度，若 $\alpha>0$，则曲线向内收缩，否则向外扩张；第三项为水平集函数惩罚项（Li *et al.*, 2005），确保水平集函数 ϕ 逼近符号距离函数。事实上，若 ϕ 是符号距离函数，则通过简单的代数运算可知其必然满足 $|\Delta\phi|=1$；另一方面，任何满足 $|\Delta\phi|=1$ 的函数 ϕ 是符号距离函数加上一个常数，于是可以使用积分式：$\iint_{\Omega}\frac{1}{2}\times(|\Delta\phi|-1)^2\mathrm{d}x\mathrm{d}y$ 作为 ϕ 满足符号距离函数的约束条件。式(8)的物理含义如下：在不考虑第三项影响的情形下，当分割边界恰好与实际的目标和背景区域边界吻合时，对于第一项，由于此时的边缘指示函数 g 接近于 0，因而整个加权边界长度趋于零；对于第二项，同时由于 g 的加权作用，使得整个加权面积趋于零；二者相结合，则使得整个能量泛函达到最小值。反之，当分割边界与实际边界失配时，则第一项和第二项均不会趋于零，从而使得整个能量泛函也不会取得最小值。因此，最小化式(8)的过程也就是寻找分割边界与实际边界的最优匹配的过程。第三项的作用在于迫使水平集函数 ϕ 逼近于符号距离函数，这样，就会有 $|\Delta\phi|\approx 1$，从而使第三项消失。换言之，第三项对图像分割问题本身不起作用，但它能消除水平集函数重新初始化的需求，从而提高模型的效率和鲁棒性。

下面利用变分法和最速下降法，推导式(8)约束下的水平集函数演化方程。令：

$$L(\phi)=g\delta(\phi)\,|\Delta\phi|+\alpha gH(-\phi)+\frac{\nu}{2}(|\Delta\phi|-1)^2 \tag{10}$$

根据变分法，能量泛函式(8)取极小值应满足的 Euler-Lagrange 方程为：

$$L_{\phi}-\frac{\partial}{\partial x}L_{\phi_x}-\frac{\partial}{\partial y}L_{\phi_y}=0 \tag{11}$$

式中，L_{ϕ} 表示 L 对 ϕ 的一阶导数。根据梯度的定义：$\Delta\phi=[\phi_x,\phi_y]^{\mathrm{T}}$ 及散度的定义：$\mathrm{div}(\boldsymbol{A})=\frac{\partial P}{\partial x}+\frac{\partial Q}{\partial y}$（假定 $\boldsymbol{A}=[P,Q]^{\mathrm{T}}$），以及散度的性质：$\mathrm{div}(\alpha\boldsymbol{A}+\beta\boldsymbol{B})=\alpha\mathrm{div}(\boldsymbol{A})+\beta\mathrm{div}(\boldsymbol{B})$（$\alpha,\beta$ 为常数），及 $\mathrm{div}(\phi\boldsymbol{A})=\phi\mathrm{div}(\boldsymbol{A})+\boldsymbol{A}\times\Delta\phi$，并注意到：$|\Delta\phi|=\sqrt{\phi_x^2+\phi_y^2}$，$H'(\phi)=\delta(\phi)$，$\Delta\phi=\mathrm{div}(\Delta\phi)$ 及 $\Delta\delta(\phi)=\delta'(\phi)\Delta\phi$，可得：

$$L_{\phi}=g\delta'(\phi)\,|\Delta\phi|-\alpha g\delta(\phi)$$

$$\frac{\partial}{\partial x}L_{\phi_x}+\frac{\partial}{\partial y}L_{\phi_y}=\mathrm{div}\left(g\frac{\Delta\phi}{|\Delta\phi|}\right)\delta(\phi)+g\delta'(\phi)\,|\Delta\phi|+\nu\left[\Delta\phi-\mathrm{div}\left(\frac{\Delta\phi}{|\Delta\phi|}\right)\right]$$

将上述结果代入式(11)，即得到最终的 Euler-Lagrange 方程：

$$-\mathrm{div}\left(g\frac{\Delta\phi}{|\Delta\phi|}\right)\delta(\phi)-\alpha g\delta(\phi)-\nu\left[\Delta\phi-\mathrm{div}\left(\frac{\Delta\phi}{|\Delta\phi|}\right)\right]=0 \tag{12}$$

可使用最速下降法求解上述偏微分方程。具体方法为：引入人工时间 t，则当 $t\rightarrow\infty$ 时，ϕ 应当稳定，从而有 $\frac{\partial\phi}{\partial t}\rightarrow 0$。为快速地稳定 ϕ，可令 $\frac{\partial\phi}{\partial t}$ 等于该偏微分方程左侧部分的负值。于是得到水平集函数 ϕ 的演化方程：

$$\frac{\partial\phi}{\partial t}=\mathrm{div}\left(g\frac{\Delta\phi}{|\Delta\phi|}\right)\delta(\phi)+\alpha g\delta(\phi)+\nu\left[\Delta\phi-\mathrm{div}\left(\frac{\Delta\phi}{|\Delta\phi|}\right)\right] \tag{13}$$

式(13)中第一项和第二项，分别对应于能量泛函中前两项的梯度流，负责将零水平集所表示的曲线吸引到目标的边缘位置。第三项对应于能量泛函中水平集函数惩罚项的梯度流。注意到梯度流：$\Delta\phi-\mathrm{div}\left(\frac{\Delta\phi}{|\Delta\phi|}\right)=\mathrm{div}[(1-1/|\Delta\phi|)\Delta\phi]$ 是一个扩散率

为 $1-1/|\Delta\phi|$ 的扩散方程。若 $|\Delta\phi|>1$,则扩散率为正值,于是会使 ϕ 变得更为均匀,进而降低梯度模 $|\Delta\phi|$ 的取值;相反地,若 $|\Delta\phi|<1$,则扩散率为负值,从而增加梯度模 $|\Delta\phi|$ 的取值。不断演化的结果就是使得 $|\Delta\phi|$ 的取值逼近于1,从而使第三项消失。

由于式(13)中 Dirac 函数 $\delta(\phi)$ 的定义域狭窄,导致水平集函数 ϕ 的演化只能集中在其零水平集附近,限制了演化方程对边缘的全局检测性。针对此问题,可以使用两种方案解决。第一种是采用近似函数 $\delta_\varepsilon(\phi)$ 替换原有的理想函数 $\delta(\phi)$,将其定义范围延拓到整个图像域;第二种是将式中的 $\delta(\phi)$ 替换为 $|\Delta\phi|$。由于 ϕ 的取值逼近符号距离函数,因此有 $|\Delta\phi|\approx1$,从而将演化过程扩展到了 ϕ 的所有水平集。其中,第一种方案更接近于式(8)描述的能量最小化问题,但难于找到合适的近似函数 $\delta_\varepsilon(\phi)$;第二种方案无需寻找近似函数,易于操作,并且所得的结果性能较优;而且,若采用第二种方案,并去除式(13)中的第三项,则立刻得到与式(3)一致的演化方程。这意味着 GAC 模型的演化方程可以直接由基于水平集函数的能量泛函最小化准则推导得到。

为了实现水平集函数的全局演化并提高模型性能,本文采用第二种方案,即将式(13)中的 $\delta(\phi)$ 替换为 $|\Delta\phi|$,从而得到新的演化方程:

$$\frac{\partial\phi}{\partial t}=\left[\operatorname{div}\left(g\frac{\Delta\phi}{|\Delta\phi|}\right)+\alpha g\right]\left|\Delta\phi\right|+\nu\left[\Delta\phi-\operatorname{div}\left(\frac{\Delta\phi}{\left|\Delta\phi\right|}\right)\right] \tag{14}$$

直接求解式(14)所表达的偏微分方程非常困难,一般使用有限差分进行数值求解。由于在演化方程中加入了水平集函数约束项,使得 $|\Delta\phi|\approx1$,因此对于空间偏导数,不需采用复杂的迎风(upwind)差分格式,可使用简单的中心差分格式近似;时间偏导数则与传统的水平集方法相同,仍然使用前向差分格式近似。设时间步长为 τ,空间步长为 h,像素点为 $(x_i,y_j)=(ih,jh)$, $1\leqslant i\leqslant M$, $1\leqslant j\leqslant N$;令 $\phi_{i,j}^k=\phi(k\tau,x_i,y_j)$ 表示 $\phi(t,x,y)$ 在时刻 $k\Delta t$、像素点 (x_i,y_j) 处的近似值,则中心差分可定义为:

$$\Delta_0^x\phi_{i,j}=\frac{\phi_{i+1,j}-\phi_{i-1,j}}{2},\quad \Delta_0^y\phi_{i,j}=\frac{\phi_{i,j+1}-\phi_{i,j-1}}{2} \tag{15}$$

由中心差分格式,可得到演化方程的离散表达式为:

$$\begin{aligned}\frac{\phi_{i,j}^{k+1}-\phi_{i,j}^k}{\tau}=&\frac{\sqrt{(\Delta_0^x\phi_{i,j}^k/h)^2+(\Delta_0^y\phi_{i,j}^k/h)^2}}{h^2}\left\{\Delta_0^x\left[\frac{g\Delta_0^x\phi_{i,j}^k}{\sqrt{(\Delta_0^x\phi_{i,j}^k/h)^2+(\Delta_0^y\phi_{i,j}^k/h)^2+\varepsilon^2}}\right]+\right.\\&\left.\Delta_0^y\left[\frac{g\Delta_0^y\phi_{i,j}^k}{\sqrt{(\Delta_0^x\phi_{i,j}^k/h)^2+(\Delta_0^y\phi_{i,j}^k/h)^2+\varepsilon^2}}\right]\right\}+\frac{v(\phi_{i+1,j}^k+\phi_{i-1,j}^k+\phi_{i,j+1}^k+\phi_{i,j-1}^k-4\phi_{i,j}^k)}{h^2}-\\&\frac{v}{h^2}\left\{\Delta_0^x\left[\frac{\Delta_0^x\phi_{i,j}^k}{\sqrt{(\Delta_0^x\phi_{i,j}^k/h)^2+(\Delta_0^y\phi_{i,j}^k/h)^2+\varepsilon^2}}\right]+\Delta_0^y\left[\frac{\Delta_0^y\phi_{i,j}^k}{\sqrt{(\Delta_0^x\phi_{i,j}^k/h)^2+(\Delta_0^y\phi_{i,j}^k/h)^2+\varepsilon^2}}\right]\right\}\end{aligned} \tag{16}$$

式中 ε 是一个小的常数,确保分母不为零。采用 Fourier 方法分析上述差分格式的稳定性,可知式(16)的稳定性条件为:

$$v\frac{\tau}{h^2}\leqslant\frac{1}{4} \tag{17}$$

可见,要保证差分格式迭代的稳定性,必须对时间步长 τ 做出限制。但注意到,若减小加权系数 v 的取值,则仍可使用较大的 τ 值,而不失去稳定性。在后文的实验中,我们正是利用这一点来加快模型的收敛速度的。

式(16)的演化过程定义在整个图像区域上,因此必然具有 3.2 节中提到的几何活动轮廓模型所固有的计算效率不高的缺点。为此,本文采用窄带算法加快模型的收敛速度,具体方法可参见文献 Adalsteinsson 等(1995)。

4 实验分析

4.1 实验方案

本文采用 1 幅仿真乘性噪声图像、4 幅 Radarsat 实测水域图像以及 1 幅华东电子研究所建筑物图像作为实验数据,研究采用新模型应用于 SAR 图像分割的算法性能。分割算法的主要步骤为:① 初始化 ϕ^0,并令 $k=0$;② 利用式(9)计算边缘指示函数 g;③ 通过式(16)求解 ϕ 应满足的演化方程,从而得到更新的 ϕ^{k+1};④判断 ϕ^{k+1} 是否稳定或达到最大迭代次数。若满足条

件,则退出;否则,令 $k=k+1$,重新执行第③步。ϕ 稳定的判断条件是 $\dfrac{\sum\limits_{|\phi_{i,j}^k|<\eta}|\phi_{i,j}^{k+1}-\phi_{i,j}^k|}{K}\leqslant\eta^2\tau$,其中 $\phi_{i,j}^k$ 和 $\phi_{i,j}^{k+1}$ 分别为演化前后的水平集函数在像素点(x_i,y_j)处的取值;η 为一阈值,其作用是将水平集函数的取值仅限定在其零水平集附近,一般而言,$\eta=h$;K 表示满足条件 $|\phi_{i,j}^k|<\eta$ 的像素点数目,亦即零水平集附近的所有像素点数目。

在 CPU 为 Pentium IV 1.8GHz,内存为 1GB 的硬件环境和 Windows XP SP2 的软件环境下,采用 MATLAB 7.4 实现算法。实验中用到的各个参数值分别为:ROEWA 算子中的滤波器参数 $b=0.7$,$a=1-b=0.3$,边缘指示函数 g 中的比例常数 $\lambda=0.1$,空间步长 $h=1$,时间步长 $\tau=5$,加权系数 $v=0.04$,加权系数 α 的取值根据具体图像调节。值得注意的是,τ 的取值是在综合考虑算法效率和算法精度后得到的结果。当然,可以通过减小 v 的取值,使得 τ 的取值更大,但是必须注意到,对演化方程的时间偏导项 $\dfrac{\partial\phi}{\partial t}$ 离散化时,采用的是前向差分:$\dfrac{\phi^{k+1}-\phi^k}{\tau}$,因此演化方程关于时间的精度为 $O(\tau)$。若使用过大的 τ 值,则必然会降低分割算法的精度。

4.2 实验结果

为了检验分割算法的边缘定位精度,首先通过对一幅光学图像加入乘性噪声的方式,得到一幅仿真图像。对此仿真图像进行分割实验,得到的结果如图 3。由分割结果来看,4 个圆形钱币的轮廓及内部区域被很好地分割出来,因此验证了基于 ROEWA 算子的几何活动轮廓模型对于乘性噪声图像确实具有良好的边缘定位能力。

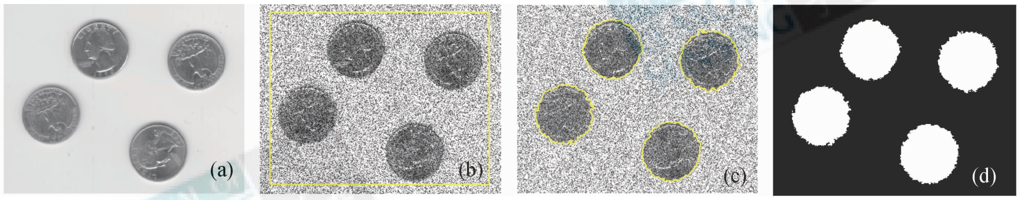


图 3 针对一幅加入乘性噪声的仿真图像的分割结果

(a) 原始光学图像;(b)乘性噪声图像及初始轮廓;(c) 最后轮廓;(d) 分割结果

Fig. 3 Segmentation results for a simulated image with multiplicative noise

(a) original optical image; (b) multiplicative image and initial contour; (c) final contour; (d) segmentation result

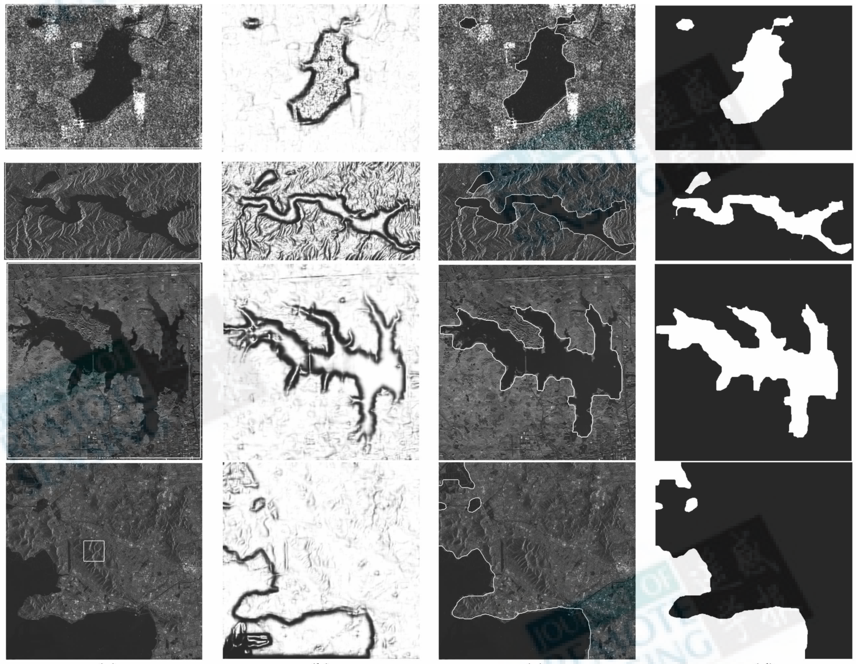
接下来,采用实测 SAR 图像检测算法性能。首先针对 4 幅 Radarsat 水域图像进行实验,第 1 幅尺寸为 475×350 像素,第 2 幅尺寸为 615×310 像素,第 3 幅尺寸为 415×415 像素,第 4 幅尺寸为 512×512 像素。前 3 幅图像的初始轮廓设置为靠近图像边界的矩形,对于最后一幅图像,由于部分水域位于图像边界,如果将初始轮廓设置为靠近图像边界的矩形,则会导致边界处的水域边缘定位不正确,因此我们将初始轮廓设置为图像中央的一个小矩形。参数 α 的取值分别为:0.85,0.80,0.75 和 −0.75;运行时间分别为 24.8,28.3,25.6 和 37.7s,实验结果如图 4。此外,针对一幅华东电子研究所建筑物图像进行实验,图幅为 400×300 像素。初始轮廓设置为靠近图像边界的矩形,参数 α 设置为 0.8,运行时间为 17.3s,实验结果如图 5。根据实验结果得出如下结论:(1) 各图像中的目标区域均被较好地分割出来,且目标区域的轮廓定位较准确,分割区域内部较均匀,这表明算法对以上图像均取得了很好的分割结果;(2) 算法的运行效率较高,具有较高的实用性。

为了更为客观地度量算法的分割质量,本文采用一种区域内部均匀性度量的方法来评估。一般认为在分割后,图像每个区域内部应该是均匀的,不同区域之间存在较大的差别,区域内部的均匀程度表征了图像分割的质量。因此定义分割精度度量如下(Ross *et al.*, 1999):

$$PP=1-\frac{1}{C}\sum_i\left\{\sum_{(x,y)\in R_i}\left[u_0(x,y)-\frac{1}{A_i}\sum_{(x,y)\in R_i}u_0(x,y)\right]^2\right\}\tag{18}$$

式中,R_i 为图像中的不同区域,C 为归一化系数,$u_0(x,y)$为点(x,y)的像素灰度值,A_i 为区域 R_i 中的像素个数。PP 值越接近于 1,表明分割后图像内部各区域越均匀,图像的分割质量越好。对于 4 幅 Radarsat 图像,其 PP 值分别为:0.974,0.969,0.957 和 0.951,基本上接近于 1,因此算法的分割质量优良。对于华东电子研究所建筑物图像,考虑到建筑物内部的均匀性较低,因此未采用该指标进行评估。如

确实需要定量评估,则应首先提取原始图像的较优纹理特征,然后对获得的纹理特征图像计算其 *PP* 值。



(a)　(b)　(c)　(d)

图 4　针对 4 幅 Radarsat 水域图像的分割结果

(a) 原始图像及初始轮廓;(b) 边缘指标函数;(c) 最后轮廓;(d) 分割结果

Fig. 4　Segmentation results for four Radarsat water images

(a) original image and initial contour; (b) edge indicator function; (c) final contour; (d) segmentation results

(a)　(b)　(c)　(d)

图 5　针对一幅华东电子研究所建筑物图像的分割结果

(a) 原始图像及初始轮廓;(b) 边缘指标函数;(c) 最后轮廓;(d) 分割结果

Fig. 5　Segmentation results for a building image provided by the East China Research Institute of Electronic Engineering

(a) original image and initial contour; (b) edge indicator function; (c) final contour; (d) segmentation results

5　结　论

针对 SAR 图像分割任务,本文基于 ROEWA 边缘检测算子和变分水平集方法,依据能量最小化准则,提出了一种新颖的几何活动轮廓模型。由于将经典模型中基于梯度的边缘指示函数替换为基于 ROEWA 算子的边缘指示函数,增强了模型的边缘定位能力,因而更适合于 SAR 图像的分割。同时在模型中加入水平集函数惩罚项,确保水平集函数逼近符号距离函数,消除了水平集函数重新初始化的需求,进而简化了模型的数值实现。在模型的数值实现时,采用简单的显式差分格式并辅以窄带快速算法,加快了模型的收敛速度。针对仿真图像、Radarsat 和华东电子研究所实测数据的实验结果表明,新模型具有实现简单、分割边界定位准确和收敛速度较快等优点。

REFERENCES

Adalsteinsson D and Sethian J A. 1995. A fast level set method for propagating interfaces. *Journal of Computational Physics*, **118**(2):

269—277

Caselles V, Catte F, Coll T, *et al.* 1993. A geometric model for active contours in image processing. *Numerische Mathematik*, **66**(1): 1—31

Caselles V, Kimmel R and Sapiro G. 1997. Geodesic active contours. *International Journal of Computer Vision*, **22**(1): 61—79

Cohen L D. 1991. On active contour models and balloons. *CVGIP: Image Understanding*, **53**(2): 211—218

Fjortoft R, Delignon Y, Pieczynski W, *et al.* 2003. Unsupervised classification of radar images using hidden markov chains and hidden Markov random fields. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **41**(3): 675—686

Fjortoft R, Lopes A, Marthon P, *et al.* 1998. An optimal multiedge detector for SAR image segmentation. *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, **36**(3): 793—802.

Germain O and Refregier P. 2001. Edge location in SAR images: performance of the likelihood ratio filter and accuracy improvement with an active contour approach. *IEEE Transactions on Image Processing*, **10**(1): 72—78

Kass M, Withkin A and Terzopoulos D. 1987. Snakes: active contour models. *International Journal of Computer Vision*, **1**(1): 321—331

Li C, Xu C, Gui C, *et al.* 2005. Level set evolution without re-initialization: a new variational formulation. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2005)

Malladi R, Sethian J A and Vemuri B C. 1995. Shape modeling with front propagation: a level set approach. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **17**(2): 158—175

Novak L M and Halversen S D. 1997. Effects of polarization and resolution on SAR ATR. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, **33**(1): 102—115

Osher S and Sethian J A. 1998. Fronts propagating with curvature-dependent speed: algorithms based on Hamilton-Jacobi formulation. *Journal of Computational Physics*, **79**(1): 12—49

Ross T D and Mossing J C. 1999. The MSTAR evaluation methodology. *Proceedings of SPIE*, **3721**: 705—713

Touzi R, Lopes A and Bousquet P. 1988. A statistical and geometrical edge detector for SAR images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **26**(6): 764—773

Zhao H K, Chan T, Merriman B and Osher S. 1996. A variational level set approach to multiphase motion. *Journal of Computational Physics*, **127**(8): 179—195

A geometric active contour model for SAR image segmentation

HE Zhi-guo, ZHOU Xiao-guang, LU Jun, KUANG Gang-yao

School of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Hunan Changsha, 410073, *China*

Abstract: The geometric active contour model is a classical image segmentation model based on the curve evolution theory and the level set method, which has been successfully applied to the segmentation of medical images. Due to the existence of speckle noise, the model fails in SAR image segmentation. Moreover, there are several disadvantages with this model. First, the evolution equation isn't obtained with the energy minimization method. Second, the level set function needs to be reinitialized to a signed distance function periodically during the evolution. Finally, the model is computationally inefficient. Based on SAR image edge detectors and the variational level set method, a novel geometric active contour model is proposed under the criterion of energy minimization. The basic idea is that the energy functional is defined directly on the level set function and the original edge indicator function based on gradients is replaced with a new edge indicator function based on the ROEWA operator. Thus, the ability of detecting edges and the accuracy of locating edges are greatly increased, which makes the model very appropriate for SAR image segmentation. In addition, a term penalizing the level set function is added to the energy functional in order to force the level set function to be close to a signed distance function and therefore completely eliminates the need of the costly re-initialization procedure. Thanks to the contribution of this term, the numerical calculation of the model can be implemented by a simple explicit difference scheme; at the same time the evolution speed keeps very fast. The proposed model has several advantages. For example, it can be easily implemented; it results in accurate segmentation boundaries; it converges fast and its level set function doesn't need to be reinitialized. The experimental results on the simulated image and real data show its efficiency and accuracy.

Key words: SAR, image segmentation, the active contour model, the level set method