

## 适用于高分辨 SAR 图像的全局稳态最小水平集分割方法

冯籍澜 曹宗杰 皮亦鸣  
(电子科技大学电子工程学院 成都 611731)

**摘要:** 该文针对高分辨率 SAR 图像的分割问题提出了一种新的快速的水平集方法。该方法基于  $G^0$  分布能够同时描述高分辨率和中低分辨率条件下的 SAR 图像统计特性, 通过水平集方法求解能量泛函最小化实现 SAR 图像的分割。由于能量泛函被设计为具有全局稳态最小值, 使得该方法具有较好的全局分割能力和比较快的分割速度, 从而增强了该方法的实用性。利用模拟和真实 SAR 图像上的分割实验验证了该方法的有效性。

**关键词:** SAR 图像处理; 变分水平集方法; 全局稳态最小;  $G^0$  分布

中图分类号: TP751

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2010)11-2618-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2009.01622

## A Global Stationary Minimum Level Set Segmentation Method for High-resolution SAR Images

Feng Ji-lan Cao Zong-jie Pi Yi-ming

(School of Electronic Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China)

**Abstract:** A new and fast level set method for segmentation of high-resolution SAR images into statistical homogenous areas is proposed. This approach is based on the  $G^0$  statistical model which can describe high-resolution SAR images as well as low-resolution SAR images. And the segmentation is obtained by minimizing energy function with level set methods. As the energy functional is designed to have global stationary minimum, a global and fast segmentation technique can be obtained, thus the practicality of the proposed approach is enhanced. The performance of the algorithm is verified with experiments based on both synthetic and real SAR images.

**Key words:** SAR image processing; Level set methods; Global minimum;  $G^0$  distribution

### 1 引言

SAR 图像的分割对于 SAR 图像的解译具有十分重要的意义。通过分割可以实现 SAR 图像的目标检测和感兴趣区域(ROI)的提取, 为后续 SAR 图像解译如图像特征提取、目标分类与识别(ATR)以及动目标检测(GMTI)等提供多种信息。近年来, 基于水平集(level set)方法的图像分割方法<sup>[1-4]</sup>由于具有能直接自然地表示图像的区域和边界, 更加符合图像分割的定义, 得到的结果无需进行诸如边界连接、区域合并等后处理过程等优点得到了人们的重视。已有的研究证明, 将水平集方法应用于 SAR 图像的分割可以实现灵活有效的 SAR 图像分割方法<sup>[5-7]</sup>。尽管如此, 但目前的水平集 SAR 图像分割方法仍然存在一些问题。第一, 现有的水平集 SAR 图像分割方法一般基于 SAR 图像的 Gamma 分布模型, 虽然 Gamma 分布能较好地描述中低分辨率情

况下的均匀区域 SAR 图像数据, 但是随着分辨率的提高, SAR 图像相干斑发育不充分, 均匀度降低, Gamma 分布一般不能很好的描述<sup>[8]</sup>, 因而目前基于 Gamma 分布的方法不能用于高分辨率 SAR 图像的分割处理。二是现有的方法一般基于 Bayes 模型或 MDL 准则推导得到的区域竞争模型(Region Competition Model, RCM)<sup>[4]</sup>, 但是这些方法中的能量泛函往往是非凸函数, 从而导致分割过程中演化曲线容易陷入局部极小值而得不到正确的分割结果。最后, 现有的水平集 SAR 图像分割方法一般利用符号距离函数表示水平集函数, 往往需要在曲线演化过程中进行耗时的重新初始化步骤, 使得分割速度缓慢。

本文利用水平集方法的优点, 在 SAR 图像各个区域均服从独立的  $G^0$  分布的假设下定义了具有全局稳态最小值的能量泛函。 $G^0$  分布的引入使得模型具有分割高分辨率不均匀 SAR 图像的能力, 并且由于  $G^0$  分布广泛的建模能力, 该模型对不同分辨率和不同均匀程度的 SAR 图像也具有良好的适应能力。全局稳态最小的能量泛函保证了良好的全局分割能

2009-12-22 收到, 2010-04-21 改回

国家自然科学基金(60802065, 60772143)资助课题

通信作者: 冯籍澜 jlfeng911@163.com

力, 同时由于在演化过程中水平集函数无需保持为标准的符号距离函数, 因而不需要进行耗时的重新初始化步骤, 从而使得 SAR 图像分割速度得到提高, 显著地增强了本文方法的实用性。

## 2 能量泛函的建立

### 2.1 基于 $G^0$ 分布的能量泛函

在现有的水平集 SAR 图像分割方法之中, 一般在假设 SAR 图像服从 Gamma 分布的情况下建立能量泛函<sup>[5,7]</sup>。但是由于 Gamma 分布假设地面 RCS 为常数且相干斑噪声充分发育, 因而 Gamma 分布只适合于描述均匀场景下的中低分辨率 SAR 图像。为了更好的描述高分辨率条件下的 SAR 图像, 本文采用  $G^0$  分布来描述 SAR 图像的统计特性。 $G^0$  分布基于乘积噪声模型, 其概率密度函数可以表示为<sup>[9]</sup>

$$P_I^{G^0}(I; \alpha, \gamma, L) = \frac{L^L \Gamma(L - \alpha) I^{L-1}}{\gamma^\alpha \Gamma(L) \Gamma(-\alpha) (\gamma + LI)^{L-\alpha}}, \quad -\alpha, \gamma, L, I > 0 \quad (1)$$

式中  $I(x, y)$  为图像像素强度值,  $L$  为等效视数, 不同的  $\alpha$  和  $\gamma$  可以逼近不同分布来描述 SAR 场景。研究表明, 当  $\alpha \rightarrow \infty$  时,  $G^0$  分布趋向于 Gamma 分布; 而作变量变换之后,  $G^0$  分布具有和 Fisher 分布相同的表达式, 而 Fisher 分布已被成功地应用于高分辨率城区 SAR 图像的描述<sup>[10]</sup>。因而  $G^0$  分布通过参数变化能很好地描述不同分辨率条件下的极不均匀区域、一般不均匀区域和均匀区域的 SAR 图像, 是一种性能优良的 SAR 图像概率统计模型。

假设待分割的 SAR 图像  $I(x, y)$  由两部分组成, 分别为目标区域 (foreground)  $\Omega_f$  与背景区域 (background)  $\Omega_b$ , 假设两区域服从独立的  $G^0$  概率统计模型, 则由区域竞争模型<sup>[5]</sup>可建立如下的 SAR 图像分割的能量泛函:

$$E = \iint_{\Omega_f} e_f^{G^0}(x, y) dx dy + \iint_{\Omega_b} e_b^{G^0}(x, y) dx dy + \lambda \int_C ds \quad (2)$$

式中前两项为基于 SAR 图像概率统计模型的区域能量项, 第 3 项为正则能量项以保持分割曲线的光滑, 同时去除小的孤立区域。其中区域特征函数为

$$e_k^{G^0}(x, y) = -\lg \left( \frac{L_k \Gamma(L_k - \alpha_k)}{\gamma_k^{\alpha_k} \Gamma(L_k) \Gamma(-\alpha_k)} \right) - (L_k - 1) \lg(I(x, y)) + (L_k - \alpha_k) \cdot \lg(\gamma_k + L_k I(x, y)), k \in [f, b] \quad (3)$$

应用变分水平集方法, 首先在能量泛函中引入 Heaviside 函数  $H(\phi)$

$$H(\phi) = (1/2) [1 + (2/\pi) \arctan(\phi/\varepsilon)] \quad (4)$$

其中  $\phi$  为水平集函数。对于  $\phi > 0$  有  $H(\phi) \approx 1$ , 若  $\phi < 0$  则  $H(\phi) \approx 0$ ,  $\varepsilon$  控制  $H(\phi)$  从 0 到 1 的上升速度。所以能量泛函式(2)可以表示为

$$E = \iint_{\Omega} H(\phi) e_f^{G^0}(x, y) dx dy + \iint_{\Omega} H(-\phi) e_b^{G^0}(x, y) dx dy + \lambda \iint_{\Omega} |\nabla H(\phi)| dx dy \quad (5)$$

### 2.2 全局稳态最小的能量泛函

虽然能量泛函式(5)能比较好地描述高分辨率 SAR 图像的概率统计分布特性, 但是由于基于一般区域竞争模型的能量泛函存在局部极小值的缺陷, 因而使得曲线演化常常陷入局部极小值而得不到正确的分割结果<sup>[2]</sup>。为了解决这个问题, 将区域能量项改造为如下的形式:

$$E_r(\phi) = \iint_{\Omega} \phi H(A + \phi) e_f^{G^0}(x, y) dx dy - \iint_{\Omega} \phi H(A - \phi) e_b^{G^0}(x, y) dx dy \quad (6)$$

其中  $A$  为一个任意的较小正数。可以证明<sup>[2]</sup>, 通过改造为式(6)的形式, 能量泛函具有稳态全局最小值, 有如下的定理成立:

**定理 1** 令  $\Phi[\phi] = \phi H(A + \phi) e_f^{G^0}(x, y) - \phi H(A - \phi) e_b^{G^0}(x, y)$  如果  $\phi$  为能量泛函式(6)的最小解, 则对于任意的  $\Phi[\phi] \neq 0$  有  $-A \leq \phi \leq A$ 。

定理 1 保证了由式(6)的能量泛函最小化得到的欧拉-拉格朗日方程具有唯一的收敛状态, 因而保证分割结果的唯一性和全局性。

为了降低 SAR 图像中严重的相干斑噪声的影响, 去除孤立小区域并使分割曲线光滑, 必须在能量泛函中加入规则项, 文献[2]中未涉及此项。一般水平集方法中多采用最小化边界长度来平滑分割曲线, 但是由于区域项能量泛函的改造, 水平集函数  $\phi$  在演化过程中并不保持为一般的符号距离函数, 因而式(5)中的规则项不再适用。注意到孤立小区域的出现使得水平集函数不再平滑, 从而可以通过平滑水平集函数来避免孤立小区域的出现和平滑曲线, 因而我们采用图像复原的总变分模型 (total variation) 的规则项代替传统的边界规则项, 其表达式为<sup>[11]</sup>

$$TV(\phi) = \int_{\Omega} |\nabla \phi| d\Omega \quad (7)$$

式(7)可以看做水平集函数平滑性的度量, 通过最小化该项可以使得水平集函数平滑, 从而消除孤立小区域并平滑分割曲线。

结合改造的区域能量泛函和规则项, SAR 图像分割总的能量泛函可以表示为

$$\begin{aligned}
E(\phi) &= E_r(\phi) + \text{TV}(\phi) \\
&= \iint_{\Omega} \phi H(A + \phi) e_f^{G^0}(x, y) dx dy \\
&\quad - \iint_{\Omega} \phi H(A - \phi) e_b^{G^0}(x, y) dx dy \\
&\quad + \lambda \int_{\Omega} |\nabla \phi| dx dy
\end{aligned} \quad (8)$$

### 3 能量泛函最小化及数值求解

能量泛函式(8)的最小化不能直接求解,因而必须使用迭代的方法逐步最小化,迭代一般包括两个步骤:基于梯度下降流的曲线演化和概率统计模型参数的重新估计。

首先由变分原理  $\partial\phi/\partial t = -(\partial E/\partial\phi)$  可以得到曲线演化的梯度下降流为

$$\begin{aligned}
\frac{\partial\phi}{\partial t} &= \lambda \text{div} \left( \frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|} \right) + e_f^{G^0}(x, y) [H(A + \phi) + \phi\delta(A + \phi)] \\
&\quad - e_b^{G^0}(x, y) [H(A - \phi) + \phi\delta(A - \phi)]
\end{aligned} \quad (9)$$

其中  $H(\phi)$  如式(5),  $\delta(\phi) = H'(\phi)$ , 试验中参数  $\varepsilon = 2.5$ 。

为了迭代计算式(9)的梯度下降流,采用有限差分的数值求解:

$$\left. \begin{aligned}
\text{div} \left( \frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|} \right) &= \frac{\phi_{xx}^2 \phi_{yy} - 2\phi_x \phi_y \phi_{xy} + \phi_{yy}^2 \phi_{xx}}{(\phi_x^2 + \phi_y^2)^{3/2}} \\
\phi_x &= \frac{\phi_{i+1,j} - \phi_{i-1,j}}{2h}, \quad \phi_y = \frac{\phi_{i,j+1} - \phi_{i,j-1}}{2h} \\
\phi_{xx} &= \frac{\phi_{i+1,j} - \phi_{i,j} + \phi_{i-1,j}}{h^2}, \quad \phi_{yy} = \frac{\phi_{i,j+1} - \phi_{i,j} + \phi_{i,j-1}}{h^2} \\
\phi_{xy} &= \frac{\phi_{i+1,j+1} - \phi_{i+1,j-1} - \phi_{i-1,j+1} + \phi_{i-1,j-1}}{4h^2}
\end{aligned} \right\} \quad (10)$$

时间偏导采用前向差分,则离散化的迭代方程为

$$\begin{aligned}
\frac{\phi^{n+1} - \phi^n}{\Delta t} &= \lambda \text{div} \left( \frac{\nabla\phi^n}{|\nabla\phi^n|} \right) + e_f^{G^0}(x, y) \\
&\quad \cdot [\max(\text{sign}(A + \phi^n), 0) + \phi^n \delta(A + \phi)] \\
&\quad - e_b^{G^0}(x, y) [\max(\text{sign}(A - \phi^n), 0) \\
&\quad - \phi^n \delta(A - \phi^n)]
\end{aligned} \quad (11)$$

最小化的第 2 步为固定水平集函数估计最优的分布参数。 $G^0$  分布的参数估计很难由最大似然估计得到,但是注意到  $G^0$  分布与 Fisher 分布的关系,因而文献[10]中的基于 Mellin 变换和对数矩的参数估计方法可以方便地用于  $G^0$  分布参数的估计,即求解如下的非线性方程组:

$$\left. \begin{aligned}
\ln(\gamma/L) + \psi(L) - \psi(\alpha) &= v_1 \\
\psi_1(L) + \psi_1(-\alpha) &= v_2 - v_1^2 \\
\psi_2(L) - \psi_2(-\alpha) &= v_3 - 3v_1 v_2 + 2v_1^3
\end{aligned} \right\} \quad (12)$$

其中  $\psi(z) = d \ln \Gamma(z) / dz$  为 Digamma 函数,  $\psi_m(z) = d^{m+1} \Gamma(z) / dz^{m+1}$  为  $m$  阶 Polygamma 函数,  $v_l = \frac{1}{N} \sum_{(x,y)} (\lg I(x, y))^l, l = 1, 2, 3$  为  $l$  阶对数矩。由于 Digamma 函数和 Polygamma 函数的单调性,该方程组可以快速有效地求解。

通过式(11),式(12)的交替迭代求解就可以实现能量泛函的最小化,从而实现图像的分割。最后给出迭代收敛的条件<sup>[2]</sup>

$$T = \frac{\int_{\Omega} \|\phi - A\|^2 d\Omega}{\int_{\Omega} |\phi|^2 d\Omega} < T_0 \quad (13)$$

其中  $T_0$  为预设的收敛阈值,  $T$  可以看做水平集函数  $\phi$  接近于常数  $A$  的程度。我们将通过实验验证该收敛条件的正确性。

则总的算法流程如下:

步骤 1 初始化水平集函数在曲线内部取值为 1, 外部为 -1。

步骤 2 分别对 SAR 图像中曲线内外部区域计算前 3 阶对数矩,再由式(12)估计目标区域和背景区域的  $G^0$  分布参数  $\alpha, \gamma, L$ 。

步骤 3 利用估计得到的  $G^0$  分布参数计算由式(3)计算目标和背景区域的区域特征函数  $e_f^{G^0}(x, y), e_b^{G^0}(x, y)$ 。

步骤 4 利用式(10),式(11)计算更新水平集函数  $\phi$ 。

步骤 5 由式(13)计算收敛判决参数  $T$  并判断是否收敛:若是,转到下一步;不是,转到步骤 2。

步骤 6 由  $C = \{(x, y) : \phi(x, y) = 0\}$  提取边界曲线,完成 SAR 图像分割。

### 4 实验结果

采用本文的方法对模拟和真实 SAR 图像进行了分割实验。首先需要确定试验参数  $A, T_0, \lambda, \Delta t$ 。在实验中参数  $A$  统一取为 2, 参数  $T_0$  的选取影响算法的收敛特性,若  $T_0$  太大则算法收敛过早,分割结果不精确;而  $T_0$  太小则会导致算法收敛缓慢,在试验中我们发现令  $T_0 = 10^{-5} \times M \times N$  对多数图像能够获得较好的分割效果和收敛速度,其中  $(M, N)$  为图像的尺寸。参数  $\lambda, \Delta t$  则由不同的图像确定,对于噪声越严重的图像应取较大的  $\lambda$  值以更好的抑制噪声,而  $\Delta t$  应在保证算法稳定性的前提下取较大的值以加快算法的收敛,这两个参数一般通过多次试验选取较优值。

首先使用两幅仿真 SAR 图像来检验本文基于  $G^0$  分布的方法的性能。第 1 幅合成图像由两个区域构成,如图 1 所示。两个区域分别由参数不同的  $K$

分布生成,用以模拟高分辨率下不均匀场景的 SAR 观测图像。分别采用本文的方法和基于 Gamma 分布的水平集 SAR 图像分割方法<sup>[6]</sup>进行分割实验,采用相同的分割参数  $\lambda = 1, \Delta t = 0.8, T_0 = 0.4$ 。可以看到,由于 Gamma 分布假设观测场景为均匀的,因而对于该图像不能得到很好的分割结果,在背景区域中许多暗点被分割为目标区域。而由于  $G^0$  分布能对各种分辨率条件下的均匀场景、不均匀场景和极不均匀场景的 SAR 图像数据进行建模,因而对于该图像得到了较好的分割结果。

第 2 幅模拟 SAR 图像上进行的分割实验用以证明本文方法全局分割能力。模拟 SAR 图像大小为  $200 \times 200$ ,由目标和背景组成,分别服从不同参数的  $K$  分布以模拟乘积噪声情况下的 SAR 图像,如图 2(a)所示。目标区域由 3 个互不联通的区域构成,其中中间两个区域距离较近形成一个狭长的通道,而右上角的小区域距离较远。同时利用本文方法和基于  $G^0$  分布的一般区域竞争(RC)模型进行了分割实验,在试验中使用的参数为  $\lambda = 2, \Delta t = 0.2, T_0 = 0.4$ ,实验结果如图 2 所示。可以看到,对于一般的 RC 模型,由于存在局部极小值,因而不能得到正确的分割结果,如中间的狭长通道不能得到正确的分割,同时演化曲线也无法扩展到距离较远的小区域,因而该区域被错误地分割为背景区域。但是本文方法得到了正确的分割结果,这是因为本文方法使能量泛函具有全局稳态最小值,使得曲线的

演化具有唯一的全局解,因而可以实现该类图像的正确分割。

为了进一步说明本文方法的全局性,并详细分析演化过程,对图 2 的模拟图像分别采用 3 种不同的初始化方式进行分割实验并记录能量  $E$  变化和收敛判别参数  $T$  的变化情况。图 3 显示的是对于不同初始化曲线演化过程中的能量变化和收敛判别参数  $T$  的变化曲线。可以看到,经过曲线演化最后能量函数都收敛于相同的极小值,大约在 150 步迭代时不同初始化情况下的能量已接近最小值。同时对比收敛判别参数曲线的变化证明了式(13)的收敛判别表达式的正确性,在大约第 150 步迭代时  $T$  值均达到收敛门限,与能量曲线的变化情况一致。

图 4 为一幅国内某机载 SAR 系统的高分辨率 SAR 图像的分割结果。分别利用基于  $G^0$  分布和基于 Gamma 分布的水平集方法<sup>[6]</sup>进行了分割实验,分割参数为  $\lambda = 5, \Delta t = 0.1, T_0 = 0.45$ ,实验结果如图 4 所示。可以看到对于高分辨率 SAR 图像,由于相干斑噪声发育不完全,图像灰度变化更为剧烈,呈现了很强的纹理特性,Gamma 分布不适合于描述这一类图像<sup>[10]</sup>。分割结果与模拟图像 1 的分割结果一致,证实了本文基于  $G^0$  分布的水平集方法的有效性,图像中心的坦克目标被很好的从背景之中提取出来,而基于 Gamma 分布的方法将背景中一些较亮的区域被分割为目标,产生了很多错误的分割结果。

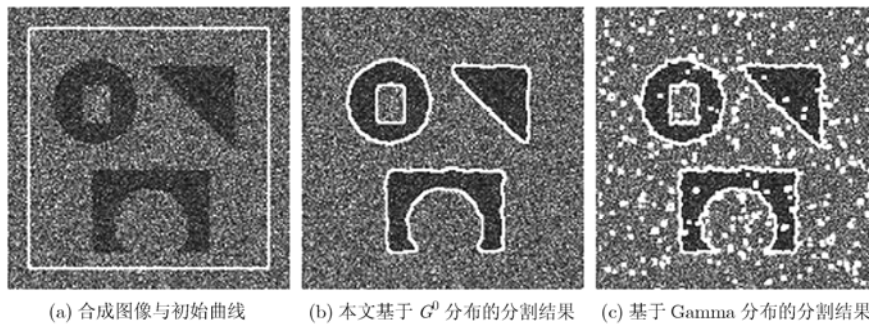


图 1 对一幅模拟高分辨 SAR 图像的分割结果

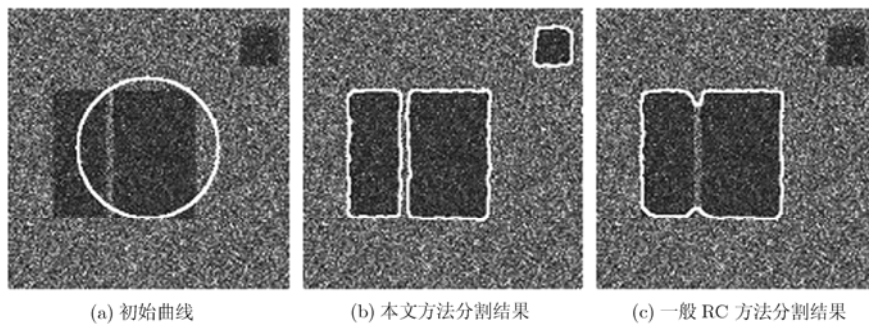
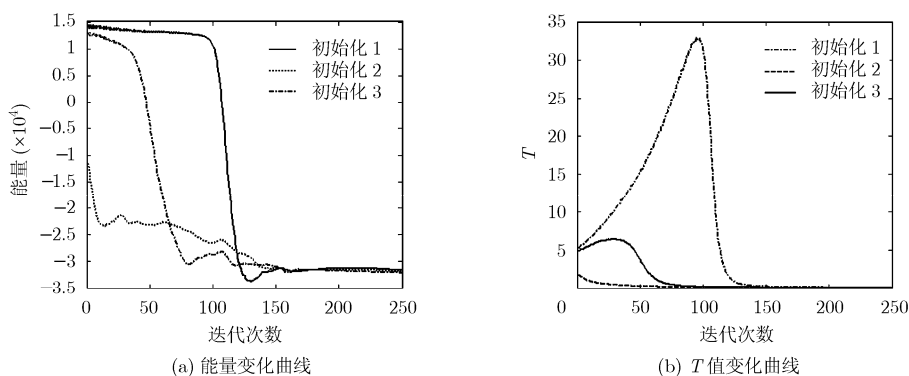
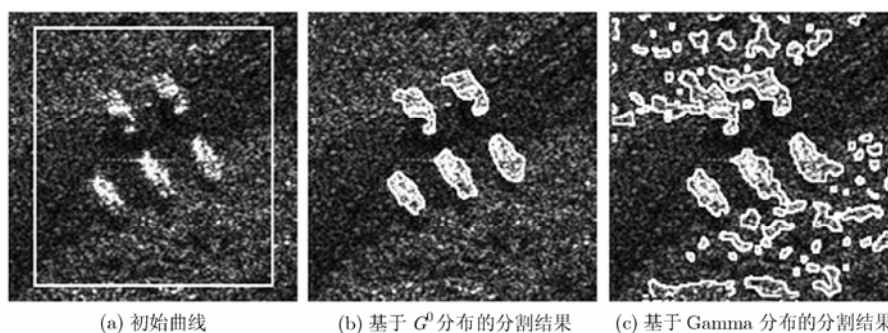


图 2 基于本文方法和一般 RC 模型的分割比较

图 3 不同初始化条件下的能量  $E$  值和收敛条件  $T$  值变化曲线图 4 对一幅真实高分辨 SAR 图像(分辨率  $0.5 \times 0.5$  m)的分割结果

最后为了定量比较本文方法和传统 RC 模型的运算速度,随机选取 30 幅场景相对简单的 MSTAR 图像数据,采用  $G^0$  分布描述图像概率统计特性,分别采用本文的方法、传统 RC 模型和不需要重新初始化的 RC 模型进行分割实验。图 5 为 3 幅利用本文方法的 MSTAR SAR 图像分割结果。表 1 显示的 3 种方法的平均速度比较,可以看出一般的 RC 方法速度最慢,这是因为传统水平集方法中的重新初始化步骤不仅十分耗时,同时也会使零水平集发生偏移,从而使得曲线的演化速度变慢。而不需要重新初始化的方法虽然在计算速度上有了较大的改进,但是水平集函数在演化过程中仍然保持为符号距离函数,使得水平集函数在离边界较远的点具有较大的绝对值,从而使得其穿越零水平集变得困难,需要更多的迭代次数才能使得远离初始边界的点被划分到正确的区域。相比之下,本文方法不需要水平集函数保持为严格的符号距离函数,而是收敛到  $\pm A$ , 因而整个图像范围内的点都能较快划分到正确的区域。相比于其他两种方法,本文方法具有更好的实时性和实用价值。

表 1 本文方法与一般 RC 模型的速度比较

	本文方法	一般 RC 模型	无需重新初始化的 RC 模型
平均迭代次数	95	346	184
平均运行时间(s)	3.57	67.56	9.84

## 5 总结

本文提出了一种基于  $G^0$  分布统计模型的适用于高分辨率 SAR 图像分割的变分水平集方法。在 SAR 图像各个区域均服从独立的  $G^0$  分布的假设下定义了具有全局稳态最小值的能量泛函,通过最小化能量泛函得到了曲线演化的偏微分方程。利用水平集方法演化分割曲线,利用基于对数矩的  $G^0$  分布的参数估计方法估计各个区域内最优的分布参数通过两个步骤相互交替进行使能量泛函达到最小化,从而实现了 SAR 图像的分割。对模拟 SAR 数据和多幅实际 SAR 图像的分割实验验证了本文方法的有效性和适应性。得益于能量泛函的全局最优性使得本文方法具有较好的全局分割能力,而  $G^0$  分布使得本文方法对不同的 SAR 图像具有更好的适应能力,同时较快的分割处理速度显著增强了本文方法的实用性。

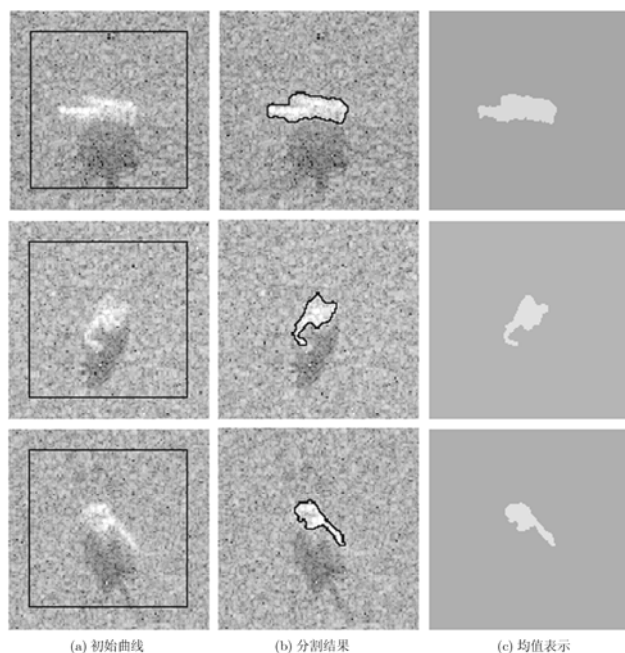


图 5 对 3 幅 MSTAR 数据的分割结果

## 参 考 文 献

- [1] Chan T F and Vese L A. Active contours without edges [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, 10(2): 266-277.
- [2] Lee S H and Seo J K. Level set-based bimodal segmentation with stationary global minimum [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(9): 2843-2852.
- [3] Chung Ginmo and Vese L A. Image segmentation using a multilayer level set approach [J]. *Computing and Visualization in Science*, 2009, 12(6): 267-285.
- [4] Zhu S C and Yullie A. Region competition: unifying snakes, region growing, and Bayes/MDL for multibad image segmentation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1996, 16(9): 884-900.
- [5] Ayed I B, Mitiche A, and Belhadj Z. Multiregion level- set partition of synthetic aperture radar image [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(5): 793-800.
- [6] Ayed I B, Hennane N, and Mitiche A. Unsupervised variational image segmentation/classification using a Weibull observation model [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(11): 3431-3439.
- [7] 曹宗杰, 闵锐, 庞伶俐等. 基于统计模型的变分水平集 SAR 图像分割方法[J]. *电子与信息学报*, 2008, 30(12): 2862-2866. Cao Zong-jie, Min Rui, and Pand Ling-li, *et al.*. A variational level set SAR image segmentation approach based on statistical model[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2008, 30(12): 2862-2866.
- [8] 高贵, 鲁敏, 黄纪军等. 高分辨率 SAR 图像中杂波的统计特性分析[J]. *信号处理*, 2008, 24(4): 648-654. Gao Gui, Lu Min, and Huang Ji-jun, *et al.*. Statistical analysis of clutter in high-resolution SAR images. *Signal Processing*, 2008, 24(4): 648-654.
- [9] Frery A C, Muller H J, and Freitas, *et al.*. A model for extremely heterogeneous clutter [J]. *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing*, 1997, 35(3): 648-659.
- [10] Galland F, Nicolas J M, and Sporouche H, *et al.*. Unsupervised synthetic aperture radar image segmentation using Fisher distributions[J]. *IEEE Transactions Geoscience and Remote Sensing*, 2009, 47(8): 2966-2972.
- [11] Bresson X, Wsedoglu S, and Vandergheynst P, *et al.*. Fast global minimization of the active contours/snake model[J]. *Journal of Mathematic Imaging Vision*, 2007, 28(1): 151-167.

冯籍澜: 男, 1987 年生, 硕博连读生, 研究方向为雷达图像处理。  
 曹宗杰: 男, 1977 年生, 副教授, 从事为雷达成像及图像处理等研究工作。  
 皮亦鸣: 男, 1968 年生, 教授, 博士生导师, 从事雷达信号处理、雷达成像、导航定位等研究工作。