

基于广义 Gamma 分布的高分辨率 SAR 图像海岸线检测

王 彬^{1,2}, 王国宇¹

(1. 中国海洋大学信息科学与工程学院, 山东青岛 266100; 2. 青岛科技大学信息科学技术学院, 山东青岛 266061)

摘 要: 本文针对高分辨率 SAR 图像, 采用广义 Gamma 分布 (GFD) 对杂波进行建模, 在此基础上提出一种基于水平集分割的海岸线检测方法. GFD 是一种高度灵活的经验分布模型, 能够对 SAR 图像不同类型的地物进行有效建模, 其参数可由对数累量法估计得到. 基于该分布建立能量泛函, 并通过水平集方法最小化能量泛函进行海陆分割, 得到海岸线检测结果. 利用两幅 TerraSAR-X 实测 SAR 图像实验证明, 该方法可以实现更精确的海岸线检测.

关键词: 合成孔径雷达; 广义 Gamma 分布; 水平集; 海岸线检测

中图分类号: TN957.52 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2018)04-0827-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2018.04.009

A Coastline Detection Method in High-Resolution SAR Images Based on the Generalized Gamma Distribution

WANG Bin^{1,2}, WANG Guo-yu¹

(1. College of Information Science & Engineering, Ocean University of China, Qingdao, Shandong 266100, China;

2. School of Information Science & Technology, Qingdao University of Science & Technology, Qingdao, Shandong 266061, China)

Abstract: A new level set method has been proposed for coastline detection in high-resolution SAR images based on the generalized Gamma distribution (GFD). The GFD is a statistical model with high flexibility, which is able to characterize the diversity of scenes in SAR images effectively. The parameter estimation of the GFD is realized by the method of log-cumulants. Then the energy functional is formulated based on the GFD. The coastline detection is achieved by minimizing the proposed energy functional using the level set segmentation method. Experimental results with measured TerraSAR-X images have demonstrated that the proposed method can obtain more precise coastline detection results.

Key words: synthetic aperture radar (SAR); generalized Gamma distribution (GFD); level set method; coastline detection

1 引言

SAR (Synthetic Aperture Radar, SAR) 图像海岸线检测可用于观察潮汐、洋流运动进而监测气候变化, 也可用于监测由于人工行为或自然灾害造成的沿海区域侵蚀情况^[1]. 另外, 海岸线自动提取也是 SAR 图像舰船目标自动检测系统的必要组成部分^[2]. 然而, SAR 图像海岸线检测易受到相干斑噪声的干扰, 同时面临沿海区域地物分布复杂, 某些陆地与海面区域对比度较低, 海岸线不明确等诸多问题. 针对上述问题, 许多学者进行了研究, 并提出了多种 SAR 图像海岸线检测方法, 主要

分为基于边缘检测^[3,4], 和区域分割^[5-8]两大类方法. 基于边缘检测的海岸线检测算法对相干斑噪声较为敏感, 且对于边缘细节复杂区域无法实现海岸线的精确定位, 具有一定的局限性. 基于区域分割的海岸线检测方法具有较好的抗噪能力, 其中, 水平集分割是图像分割领域应用最为广泛的方法之一, 鲁棒性高, 性能突出^[1]. 该方法基于图像的统计特性建立关于平面参数化曲线的能量泛函, 通过变分法求解能量泛函最小值, 最终曲线演化的结果即是不同区域的分割边界. 最初的水平集方法是基于光学图像中的加性噪声建立的^[9], Ayed 等人基于 Gamma 分布模型, 提出适用于具

有乘性斑点噪声的 SAR 图像的水平集分割方法^[10],并被成功应用于 SAR 图像海岸线检测^[5]. Gamma 分布模型假设相干斑充分发育,对低分辨率 SAR 图像中的均匀区域具有较好的建模能力,随着 SAR 图像分辨率的提高,均匀假设不再成立, Gamma 分布模型不再适用. 针对中、高分辨率 SAR 图像和非均匀区域, Marques 等人提出基于 G^0 分布的水平集分割方法^[11],黄等人将该方法用于 SAR 图像海岸线检测^[6],取得了较好的效果.

选择适当的 SAR 图像统计模型是 SAR 图像海岸线检测的关键. 由于沿海区域往往分布着港口、城区等人工建筑,也包含有山区、植被等自然地物,场景复杂,基于均匀假设的 Gamma 分布模型不再适用. 针对 SAR 图像非均匀区域,学者们提出了多种分布,主要分为基于物理假设的理论模型和基于实验数据的经验模型两大类. 乘积模型是应用最广泛的物理模型,它假设 SAR 图像强度是由分别代表斑点噪声和纹理变化的两个独立变量相乘得到,斑点噪声发育完全因而服从 Gamma 分布,纹理变化则根据应用场景的不同而由不同的分布建模. 最早提出的 K 分布^[12]假设纹理分布服从 Gamma 分布,该分布可以描述一定程度的非均匀区域,但 K 分布对于及其不均匀区域描述能力欠佳. 为此,Frery 等人在乘积模型的框架下提出了 G^0 分布^[13],该分布假设纹理分布服从逆 Gamma 分布,可以对 SAR 图像纹理变化十分剧烈的区域进行良好建模. 在高分辨率 SAR 图像中,乘积模型中斑点噪声完全发育的假设不再成立,因此,许多学者采用经验模型对高分辨率 SAR 图像进行建模,如对数正态分布^[14], Weibull 分布^[15], Fisher 分布^[16]和 GFD^[17]等. 其中, GFD 是近年来提出的一种先进的 SAR 图像杂波模型,理论分析和大量基于实测数据的实验表明,该分布具有更广泛的建模能力^[18,19]. 针对高分辨率 SAR 图像海岸线提取问题,本文基于 GFD 建立能量泛函,通过变分法求解曲线演化过程,提出一种基于水平集分割的 SAR 图像海岸线检测方法.

2 SAR 图像统计特性

2.1 GFD 模型

相干斑噪声是 SAR 图像的固有特性,对其进行统计分析可得到相应的 SAR 图像统计分布模型. 在均匀区域的低分辨 SAR 图像中,一个分辨单元内存在大量相位完全随机的散射单元,由它们反射的电磁波合成的回波信号服从均匀分布假设,即完全发育的相干斑噪声,此时多视 SAR 强度图像服从 Gamma 分布. 在高分辨 SAR 图像中,在每个分辨单元中的散射单元数大大减少,散射单元不均匀导致无法满足中心极限定理,均匀假设不再成立,城区、森林等非均匀区域也不满足均匀假设,为此,学者们提出了 K 分布^[12], G^0 分布^[13],

对数正态分布^[14], Weibull 分布^[15], Fisher 分布^[16]以及 GFD^[17]等多种非均匀统计模型. 其中, GFD 具有高度灵活的表达形式,其概率密度函数为

$$P(I|a, b, v) = \frac{|b|}{v\Gamma(a)} \left(\frac{I}{v}\right)^{ab-1} \exp\left\{-\left(\frac{I}{v}\right)^b\right\} \quad (1)$$

其中, I 为 SAR 图像强度, $a > 0, b \neq 0$ 为形状参数, $v > 0$ 为尺度参数. GFD 涵盖了多种分布,如 Gamma 分布 ($b = 1$), 逆 Gamma 分布 ($b = -1$), 对数正态分布 ($a \rightarrow \infty$), Weibull 分布 ($a = 1$), 瑞利分布 ($a = 1, b = 2$) 和指数分布 ($a = 1, b = 1$) 等.

理论分析证明 GFD 是现有 SAR 图像模型中建模能力最广泛的模型,大量实测数据也表明 GFD 对于不同分辨率 SAR 图像下不同均匀程度的地物均能实现较好的建模^[17-19]. 为了更直观地表示 GFD 广泛的建模能力,我们将 SAR 幅度图像中常用的模型分布表示在 (k_3, k_2) 表上,如图 1(a) 所示,其中 Nakagami 和逆 Nakagami 分布分别对应 SAR 强度图像中的 Gamma 和逆 Gamma 分布. k_2 和 k_3 分别表示第二和第三对数累积量, (k_3, k_2) 表可以直观地表示出各分布的应用范围,已代替传统的 Pearson 系统广泛应用于 SAR 图像统计分析中^[20]. 由图 1(a) 可以看出,基于均匀假设的 Nakagami 分布建模能力十分有限,在 (k_3, k_2) 表中由红色实线表示; Fisher 分布和 G^0 分布在 (k_3, k_2) 表上具有相同的覆盖范围,由红色实线和红色虚线之间的平面表示; GFD 的覆盖范围最广,由蓝色实线和蓝色虚线之间的平面表示. 图 1(b) 绘制出了实测 TerraSAR-X 幅度图像的 (k_3, k_2) 散点图,样本点的 k_2 和 k_3 由一个 11×11 大小的窗口内像素估计得出,从图中可以看出,很多样本点已经超出了 Fisher 和 G^0 分布的覆盖范围,而几乎所有的样本点都落在 GFD 覆盖范围内,证明了使用 GFD 对实测 SAR 图像进行建模的必要性.

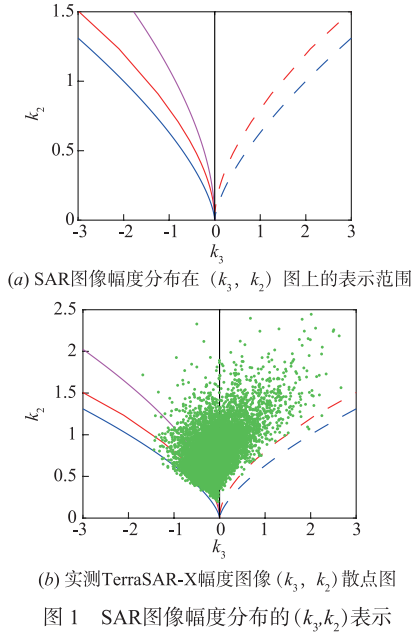
2.2 GFD 参数估计

本文采用对数累量法 (MoLC)^[17] 估计式 (1) 中的 a, b, v 三个参数. 传统的矩估计和最大似然估计方法不能实现对复杂分布模型的参数估计, Krylov 证明, MoLC 可以得到比矩估计方法更高的参数估计精度^[20], 因此 MoLC 被广泛应用于 SAR 图像分布模型的参数估计中. 基于 MoLC, 可以通过下式得到 a, b, v 的估计值:

$$\begin{aligned} \bar{k}_1 &= \ln v + \frac{1}{b} \psi_0(a) \\ \bar{k}_i &= \frac{\psi_{i-1}(a)}{b^i}, \quad i = 2, 3, \dots \end{aligned} \quad (2)$$

其中, ψ_i 是 i 阶多伽马函数, \bar{k}_i 为 i 阶对数累积量, 前 3 阶对数累积量为:

$$\begin{aligned} \bar{k}_1 &= \mu_1 \\ \bar{k}_2 &= \mu_2 - \mu_1^2 \\ \bar{k}_3 &= \mu_3 - 3\mu_1\mu_2 + 2\mu_1^3 \end{aligned} \quad (3)$$



式中,

$$\mu_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (\ln I_j)^i \quad (4)$$

I_j 为第 j 个像素的 SAR 图像强度值. 通过式(2)和式(3), 利用迭代的方法(如 Newton-Raphson)可以求得 a, b, v 的估计值. 令 $\theta = \{a, b, v\}$ 表示 GFD 的参数集合, 则 SAR 图像每个均匀区域的统计模型可由 θ 值唯一确定.

3 基于 GFD 的水平集方法

水平集方法的基本思路是, 将目标与背景的边界看作是一条可以活动的轮廓线, 基于图像的统计特性建立能量泛函, 在最小化能量泛函的约束下, 利用变分法, 使得轮廓线逐步趋向目标的边界, 能量泛函达到最小值时轮廓线所在位置即为目标与背景的分割边界. 文献[21]研究了噪声模型对水平集分割效果的影响, 证明了选择一个合适的统计模型的必要性. 为此, 本文提出基于 GFD 的 SAR 图像水平集分割方法.

3.1 建立能量泛函

假定 $\Omega \in R^2$ 代表待分割的 SAR 图像域, 像素 x 的强度值为 $I(x)$, 令一个均匀区域的概率密度函数为 $P(I(x) | \theta)$, 其中 θ 为该区域对应的参数集合, 假设 SAR 图像被一条闭合轮廓线 C 划分为内、外两个区域 R_1 和 R_2 , 则图像分割问题可转化为一个最大后验概率估计问题, 即最大化概率函数 $P(\theta_i | I(x))$, $i=1, 2$, 也等同于最大化 $P(C | I(x))$. 根据贝叶斯准则可得

$$P(C | I(x)) = \frac{P(I(x) | C) P(C)}{P(I(x))} \propto P(I(x) | C) P(C) \quad (5)$$

其中, $P(I(x))$ 与具体的划分无关, 因此可以忽略, 则图像分割问题可转化为最小化下述能量泛函^[10]:

$$E = - \int_{x \in R_1} \ln P(I(x) | \theta_1) dx - \int_{x \in R_2} \ln P(I(x) | \theta_2) dx - \ln P(C) \quad (6)$$

式中, 前两项为基于 SAR 图像统计模型的区域能量项, 可由式(1)得到. 第三项是正则能量项, 为了保持分割边界的光滑性, 去除较小的孤立区域, 通常用曲线的长度作为正则能量项, 即 $-\ln P(C) = \lambda \int_C ds$, λ 是一个常数. 将式(1)代入式(6), 可建立基于 GFD 的水平集能量泛函为

$$E = - \sum_{i=1}^2 N_i (\ln |b_i| - \ln v_i - \ln \Gamma(a_i)) - \sum_{i=1}^2 \int_{x \in R_i} F_i(x) dx + \lambda \int_C ds \quad (7)$$

其中 N_i 为区域 R_i 中像素的个数, a_i, b_i, v_i 为区域 R_i 的模型参数, 可由式(2)得到, $F_i(x)$ 由下式定义:

$$F_i(x) = (a_i b_i - 1) \ln \left(\frac{I(x)}{v_i} \right) - \left(\frac{I(x)}{v_i} \right)^{b_i} \quad (8)$$

基于变分水平集方法, 将轮廓线 C 看作水平集函数 ϕ 的零水平集: $C = \{x | \phi(x) = 0\}$, ϕ 为 Lipschitz 连续函数, 则轮廓线的演化过程可表示为水平集函数 $\phi(x, t)$ 随时间发展的过程, 即

$$\begin{cases} \phi(x, t) = 0, x \in C \\ \phi(x, t) > 0, x \in R_1 \\ \phi(x, t) < 0, x \in R_2 \end{cases} \quad (9)$$

此时式(7)可以表示成如下形式:

$$E = - \sum_{i=1}^2 N_i (\ln |b_i| - \ln v_i - \ln \Gamma(a_i)) - \int_{\Omega} H_{\varepsilon}(\phi(x, t)) F_1(x) dx - \int_{\Omega} (1 - H_{\varepsilon}(\phi(x, t))) F_2(x) dx + \lambda \int_{\Omega} \delta(\phi(x, t)) |\nabla \phi(x, t)| dx \quad (10)$$

式中, $H_{\varepsilon}(\phi(x, t))$ 为正则化 Heaviside 函数, 定义如下:

$$H_{\varepsilon}(\phi(x, t)) = \begin{cases} 1, & \phi(x, t) > \varepsilon \\ 0, & \phi(x, t) < -\varepsilon \\ 1 + \frac{2}{\pi} \text{atan} \left(\frac{\phi(x, t)}{\varepsilon} \right), & -\varepsilon \leq \phi(x, t) \leq \varepsilon \end{cases} \quad (11)$$

3.2 能量泛函最小化的数值求解

能量泛函的最小化可采用迭代的方法实现. 由变分原理可得到曲线演化方程如下:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = - \frac{\partial E}{\partial \phi} = \delta(\phi(x, t)) \left\{ \lambda \text{div} \frac{\nabla \phi(x, t)}{|\nabla \phi(x, t)|} - [F_1(x) - F_2(x)] \right\} \quad (12)$$

通过最小化能量泛函实现 SAR 图像分割的迭代过程如下:

(1) 在 SAR 图像中给定初始化曲线,并初始化水平集函数,曲线内部区域定义为 1,外部区域定义为 -1;

(2) 由式(3)计算曲线内外部区域的前三阶对数累量,并根据式(2)估计每个区域的 GFD 模型分布参数 a, b, v ;

(3) 通过 $\phi(x, t + \Delta t) = \phi(x, t) + \Delta t \frac{\partial \phi}{\partial t}$ 更新水平集函数, Δt 为时间步长, $\frac{\partial \phi}{\partial t}$ 由式(12)得到;

(4) 判断是否达到设定迭代次数或各区域的像素变化比例小于设定阈值(如 10^{-4}),若是,终止迭代,否则,转到(2);

目标区域由 $\phi(x, t) \geq 0$ 得到,背景区域 $\phi(x, t) < 0$ 得到,完成目标与背景区域的分割.

4 实验结果及分析

本文利用基于 GFD 的水平集方法对高分辨 SAR 图像实现海洋与陆地区域的分割,进而实现海岸线的检测.为验证提出方法的有效性,本文选用了两幅 TerraSAR-X 数据进行实验验证,同时对比了基于 Gamma 分布的水平集方法^[10]和基于 G^0 分布的水平集分割方法^[6-11].

4.1 实验结果

图 2 为 TerraSAR-X 直布罗陀海峡区域的 SAR 图像,像素大小为 4099×4602 ,距离向和方位角分辨率均为 3m,经下采样操作得到等效视数为 16 的多视图像.图 2 中海洋区域的海况变化较大,表现为亮度极不均匀,在近陆和远洋区域之间有明显的亮度阶跃,陆地区域则由分布极不均匀的山区构成,无法直接采用基于灰度的阈值分割方法.另外,海岸线轮廓不光滑,若采用基于边缘的海岸线检测方法,很难在轮廓扭曲的地方实现海岸线的精确定位.本文采用基于水平集分割的方法检测海岸线,参数设置为 $\lambda = 0.15, \Delta t = 0.5, \varepsilon = 1$.图 2(a)中的红色曲线为初始轮廓位置,图 2(b)~(d)分别为利用基于 Gamma 分布^[10]、 G^0 分布^[6-11]和本文提出的基于 GFD 的水平集方法^[10]得到的海岸线检测结果.为进一步对比三种方法的检测效果,放大图 2 绿色矩形框中的 3 个小区域,得到图 3,其中左边一列为基于 Gamma 分布的检测效果,中间一列为基于 G^0 分布的检测效果,右边一列为基于 GFD 的检测效果.从放大区域的检测结果可以看出,基于 Gamma 分布的水平集方法将灰度较低的某些沿海陆地区域误分为海面区域,导致海岸线向陆地区域凹陷.基于 G^0 分布的水平集方法对这一现象有所改善,但仍存在一些错误分割,如图

3(b)和(h)所示.而 GFD 对于极不均匀的地物具有很好的建模能力,可以区分陆地和海洋的统计特性,因此基于 GFD 分布的水平集方法则避免了这种现象,实现了海岸线的精确检测.

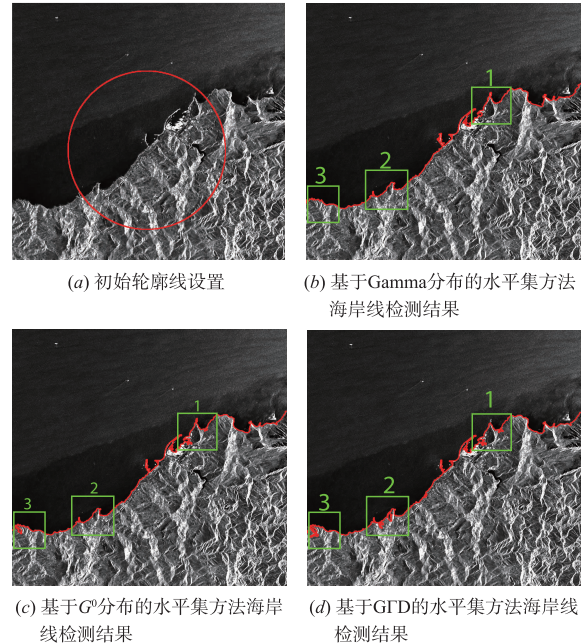


图2 实测TerraSAR-X直布罗陀海峡区域的SAR图像海岸线检测

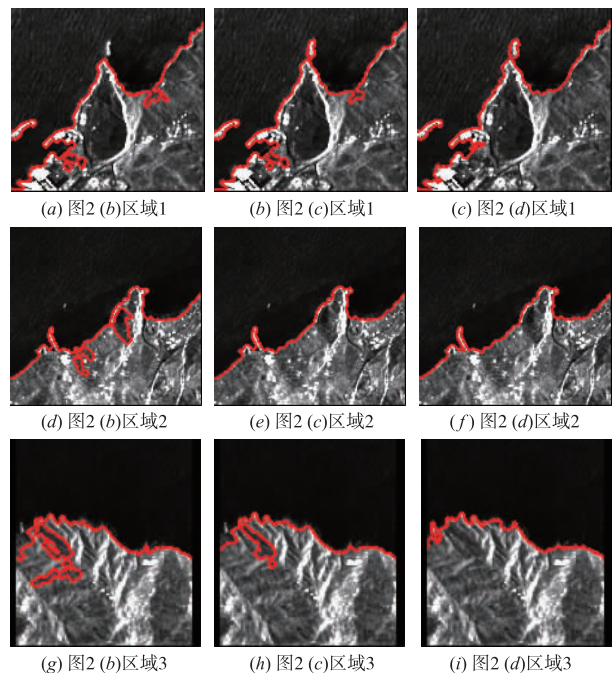


图3 图2绿色矩形框区域放大显示结果

图 4 为 TerraSAR-X 数据的 SAR 图像,成像区域位于大连海域附近,像素大小为 5927×4500 ,距离向和方位角分辨率分别为 1.6m 和 1.1m,经下采样操作得到等效视数为 4 的多视图像.图 2 中的陆地区域主要为自然

地物,而图 4 陆地区域则主要由港口、城区等人工目标构成,分布更为复杂,海岸线轮廓也更加不规则. 本文设置实验参数为 $\lambda = 0.15, \Delta t = 0.05, \varepsilon = 1$, 初始轮廓线设置如图 4(a) 所示,得到基于 Gamma 分布、基于 G^0 分布和基于 GFD 的海岸线检测结果分别如图 4(b) ~ (d) 所示,绿色矩形框中区域放大显示如图 5 所示. 对比三种

方法的结果可知,由于图像分辨率较高,斑点噪声发育不完全,且沿海区域一些人工目标后向散射强度十分不均匀,基于 Gamma 分布和基于 G^0 分布的水平集方法出现了较多的误分. 而 GFD 能够较好的对高分辨率图像以及分布极不均匀的城区等人工目标建模,因此实现了更为精确的海岸线检测.

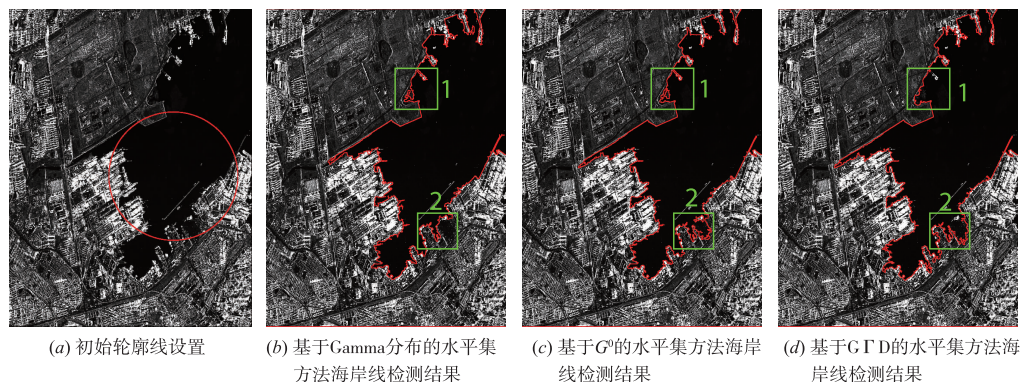


图4 实测TerraSAR-X大连海域附近的SAR图像海岸线检测

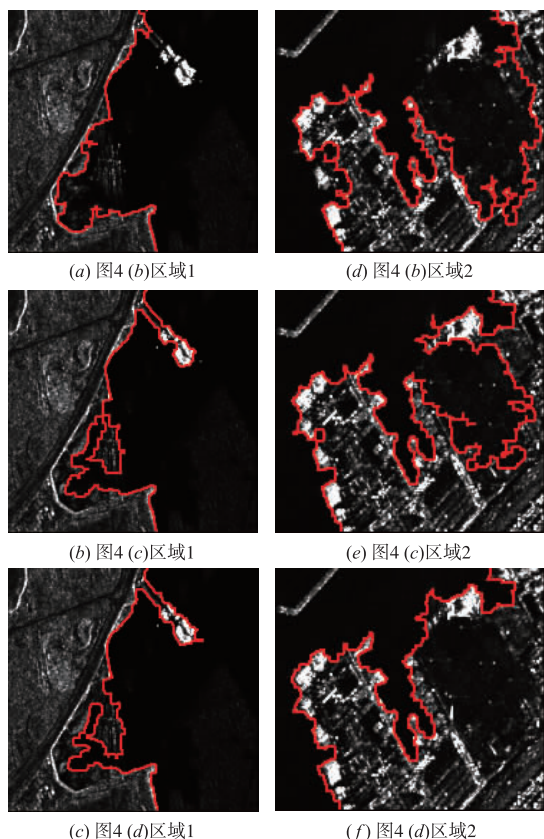


图5 图4绿色矩形框区域放大显示结果

为更加客观的评定基于 Gamma 分布和基于 GFD 两种海岸线检测方法的检测精度,本文采用海陆分割的正确率 PD,水域分割为陆地的错误概率 PE1,陆地分割为水域的错误概率 PE2 和品质因数^[22] Q 四个指标对三种海岸线检测方法进行量化比较. 为了避免场景

选择对正确概率和错误概率分割的影响,我们选择真实海岸线两侧各 10 个像素距离内的窄带区域作为测试区域,设窄带区域的像素总数为 N ,算法将窄带区域内水域检测为水域、水域检测为陆地、陆地检测为陆地、陆地检测为水域的像素数分别为 $N_{WW}, N_{WL}, N_{LL}, N_{LW}$, 则

$$PD = (N_{WW} + N_{LL}) / N \quad (13)$$

$$PE1 = N_{WL} / N; PE2 = N_{LW} / N$$

品质因数 Q 定义为^[22]

$$Q = \frac{1}{\max\{N_D, N_T\}} \sum_{i=1}^{N_D} \frac{1}{1 + \alpha d_i^2} \quad (14)$$

品质因数越高,表示海岸线边缘定位精度越高. 上式中, N_D 为检测得到的海岸线像素数, N_T 为实际海岸线像素数,实际海岸线由人工对 SAR 图像进行绘制得到, α 为一常数,用于惩罚错误边缘,本文取 $\alpha = 0.05$, d 表示真实海岸线轮廓与检测到的边缘的距离. 三种方法海岸线检测得到的四个指标如表 1 所示. 同时表 1 中给出了两种方法的运行时间,算法迭代次数均为 50,实验硬件环境为 CPU 为 Intel Core i5 2.80GHz,内存 8GB,软件环境为 MATLAB R2014a. 由表 1 可以看出,本文提出的基于 GFD 水平集分割方法海岸线检测精度显著高于基于 Gamma 分布和 G^0 的水平集分割方法. 但是,由于每次迭代过程中均需要估计 GFD 中的三个参数,因此算法的复杂度较高,然而,对于实验中两幅较大的 SAR 图像进行海岸线检测时,运行时间均不超过 1min,基本可以满足实际应用需求.

4.2 实验参数分析

水平集分割方法中,初始曲线的选取和参数的设定会对分割结果产生一定的影响,本部分将对这些因

素对提出算法的影响进行实验分析.

图 6 为不同初始化轮廓线位置下,本文方法对直布罗陀海峡区域的海岸线检测结果,绿色曲线为初始化轮廓线,红色曲线为检测提取得到的海岸线.由图 6 可以看出,在不同的初始化轮廓线曲线位置情况下,提出方法均能精确地检测出海岸线,三种初始曲线对应的海岸下检测品质因数分别为 0.982,0.980 和 0.981,说明本文方法对初始化曲线有较好的鲁棒性.但从理论上分析,能量泛函存在局部极小值,有可能会在某种初始化轮廓线位置下,使演化曲线陷入局部最小值而得到不正确的分割结果.为避免此种情况,文献[23]指出,采用与如图 6(c) 类似的初始化曲线更容易使能量

泛函收敛到全局最小值.

正则化参数 λ 的选取会影响曲线的光滑程度.当 λ 值过小时,分割得到的区域更破碎,轮廓线更不规则,从而导致不能得到连续完整的海岸线;当 λ 值过大时,分割得到的曲线更光滑连续,但会降低轮廓线的位置精确性.大量实验显示,一般情况下, λ 在 0.1 ~ 0.2 之间取值时可以得到满意的分割结果.时间间隔 Δt 影响算法的收敛速度, Δt 越大,收敛速度越快,但较大的 Δt 值会影响算法的稳定性,因此,应在保证算法稳定性的前提下,取较大的 Δt 值. ε 控制 $H(\phi)$ 从 0 到 1 的上升速度,可以固定 $\varepsilon = 1$.

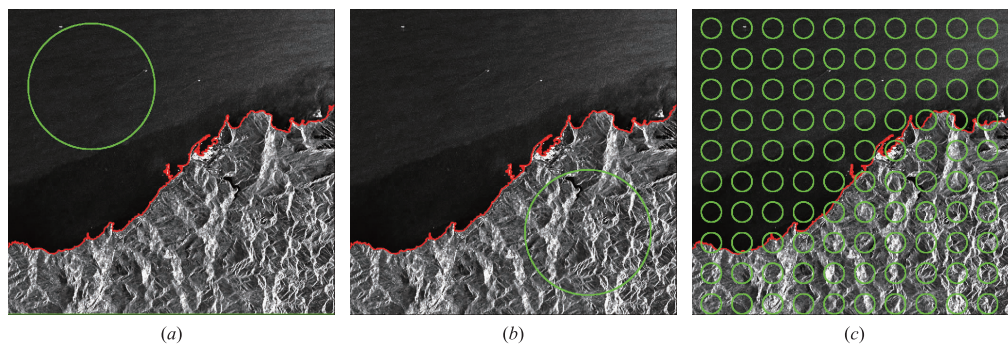


图 6 提出方法在不同初始化轮廓线位置下的海岸线检测结果

表 1 基于 Gamma 分布和基于 GFD 的海岸线检测方法品质因数及运行时间比较

算法	PD(%)		PE1(%)		PE2(%)		品质因数		运行时间	
	图像 1	图像 2	图像 1	图像 2	图像 1	图像 2	图像 1	图像 2	图像 1	图像 2
Gamma	89.0	81.2	0	0	12.0	18.3	0.889	0.847	11.2s	18.7s
G^0	91.9	91.8	0	0	8.1	8.2	0.947	0.929	20.2s	31.4s
GFD	98.1	97.0	0	1.39	1.9	1.61	0.981	0.970	24.0s	37.7s

注:图像 1 为实测 TerraSAR-X 直布罗陀海峡区域的 SAR 图像,图像 2 为实测 TerraSAR-X 大连海域附近的 SAR 图像.

5 结论

本文提出了一种新的基于 GFD 的水平集分割方法,实现了 SAR 图像海岸线的精确检测.GFD 具有广泛的 SAR 图像统计建模能力,尤其是针对高分辨 SAR 图像和分布极不均匀的区域具有较强的适应性.基于水平集方法,建立了 GFD 假设下的能量泛函,并通过变分法得到最小化能量泛函的曲线演化方程,迭代求解得到目标与背景的分割边界.通过两幅场景不同的 TerraSAR-X 实测 SAR 图像实验证明,对于海岸线形状复杂,海陆区域纹理分布极不均匀,高分辨率 SAR 图像斑点噪声发育不完全等问题,基于 GFD 的水平集分割方法均能精确地检测海岸线,与传统的基于 Gamma 分布的水平集分割方法,本文方法具有更高的海岸线检测精度.后续工作将着重于提高算法的执行效率,进一步增强提出方法的实用性.

参考文献

- [1] Fan J, Chu J, Jiang D, et al. Remote sensing images coastline detection based on geometric active contour models [A]. IEEE Sixth International Conference on Intelligent Control and Information Processing [C]. Wuhan, China: IEEE, 2015. 362 - 366.
- [2] Mashaly A S, AbdElkawy E F, Mahmoud T A. Ship detection in SAR images using efficient land masking methods [A]. International Society for Optics and Photonics [C]. Baltimore, USA: SPIE Defense Security, 2014. 90930G-90930G-9.
- [3] Niedermeier A, Romaneessen E, Lehner S. Detection of coastlines in SAR images using wavelet methods [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2000, 38 (5): 2270 - 2281.
- [4] 毛成林, 万寿红, 岳丽华, 等. 一种基于双树复小波变换

- 的 SAR 图像边缘检测算法[J]. 中国科学院大学学报, 2014, 31(2): 238 - 242, 248.
- Mao C L, Wan S H, Yue L H, et al. An edge detection algorithm of SAR images based on dual-tree complex wavelet transform[J]. Journal of University of Chinese Academy of Sciences, 2014, 31(2): 238 - 242, 248. (in Chinese)
- [5] Silveira M, Heleno S. Separation between water and land in SAR images using region-based level sets[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2009, 6(3): 471 - 475.
- [6] 黄魁华, 张军. 局部统计活动轮廓模型的 SAR 图像海岸线检测[J]. 遥感学报, 2011, 15(4): 737 - 749.
- Huang K H, Zhang J. A coastline detection method using SAR images based on the local statistical active contour model[J]. Journal of Remote Sensing, 2011, 15(4): 737 - 749. (in Chinese)
- [7] Ding X, Nunziata F, Li X, et al. Performance analysis and validation of waterline extraction approaches using single- and dual-polarimetric SAR data[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2015, 8(3): 1019 - 1027.
- [8] Liu Z, Li F, Li N, et al. A novel region-merging approach for coastline extraction from sentinel-1A IW mode SAR imagery[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2016, 13(3): 324 - 328.
- [9] Yang X, Gao X, Tao D, et al. An efficient MRF embedded level set method for image segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(1): 9 - 21.
- [10] Ayed I B, Mitiche A, Belhadj Z. Multiregion level-set partitioning of synthetic aperture radar images[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(5): 793 - 800.
- [11] Marques R C P, Medeiros F N, Nobre J S. SAR image segmentation based on level set approach and G_A^0 model[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(10): 2046 - 2057.
- [12] Oliver C J. A model for non-Rayleigh scattering statistics[J]. Journal of Modern Optics, 1984, 31(6): 701 - 722.
- [13] Frery A C, Muller H J, Yanasse C C F, et al. A model for extremely heterogeneous clutter[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1997, 35(3): 648 - 659.
- [14] Delignon Y, Garello R, Hillion A. Statistical modelling of ocean SAR images[J]. IEEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation, 1997, 144(6): 348 - 354.
- [15] Oliver C J. Optimum texture estimators for SAR clutter[J]. Journal of Physics D: Applied Physics, 1993, 26(11): 1824.
- [16] Tison C, Nicolas J M, Tupin F, et al. A new statistical model for Markovian classification of urban areas in high-resolution SAR images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2004, 42(10): 2046 - 2057.
- [17] Li H C, Hong W, Wu Y R, et al. On the empirical-statistical modeling of SAR images with generalized Gamma distribution[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2011, 5(3): 386 - 397.
- [18] Qin X, Zou H, Zhou S, et al. Region-based classification of SAR images using Kullback-Leibler distance between generalized gamma distributions[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2015, 12(8): 1655 - 1659.
- [19] Cui S, Schwarz G, Datcu M. A comparative study of statistical models for multilook SAR images[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2014, 11(10): 1752 - 1756.
- [20] Krylov V A, Moser G, Serpico S B, et al. On the method of logarithmic cumulants for parametric probability density function estimation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(10): 3791 - 3806.
- [21] Martin P, Réfrégier P, Goudail F, et al. Influence of the noise model on level set active contour segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(6): 799 - 803.
- [22] Abdou I E, Pratt W K. Quantitative design and evaluation of enhancement/thresholding edge detectors[J]. Proceedings of the IEEE, 1979, 67(5): 753 - 763.
- [23] Vese L A, Chan T F. A multiphase level set framework for image segmentation using the Mumford and Shah model[J]. International Journal of Computer Vision, 2002, 50(3): 271 - 293.

作者简介



王 彬 女, 1981 年生于山东青岛. 2005 年毕业于青岛大学获得工学学士学位, 2008 年毕业于中国海洋大学信息科学与工程学院获得工学硕士学位. 2008 年就职于青岛科技大学信息科学技术学院, 主要从事图像处理与分析、模式识别等方面的研究工作.

E-mail: wangbin_qust@163.com



王国宇 (通信作者) 男, 1962 年生于山东青岛. 教授、博士生导师. 1984 年和 1987 年分别在中国海洋大学 (原: 山东海洋学院) 获得工学学士和硕士学位. 2000 年获得荷兰特温特大学工学博士学位. 现任中国海洋大学信息科学与工程学院副院长, 主要从事图像处理与分析、基于图像的测量、模式识别等方面的研究工作.

E-mail: gywang@ouc.edu.cn