

赵泉华,王玉,李玉.利用SAR影像区域分割方法提取海洋暗斑特征[J].地理科学,2016,36(1):121-127.[Zhao Quanhua, Wang Yu, Li Yu. Feature Extraction of Dark Spot Based on the SAR Image Segmentation. Scientia Geographica Sinica,2016,36(1):121-127.] doi: 10.13249/j.cnki.sgs.2016.01.015

# 利用SAR影像区域分割方法提取海洋暗斑特征

赵泉华,王玉,李玉

(辽宁工程技术大学测绘与地理科学学院 遥感科学与应用研究院, 辽宁 阜新 123000)

**摘要:**在SAR强度影像中,包括海洋溢油在内的许多海洋现象呈现为暗斑。为从诸多暗斑中辨识海洋溢油,需要在SAR影像中提取暗斑的几何和统计分布特征,以此作为进一步分类(辨识)海洋溢油的依据,将基于几何划分的区域分割方法应用于SAR影像暗斑特征提取。首先建立高分辨率SAR影像暗斑或然率模型,然后利用最大化期望值和M-H算法实现其几何及统计分布特征参数提取。实验结果表明,该方法不仅可以精准提取暗斑的几何形状,同时还能有效估计其统计分布参数。

**关键词:**合成孔径雷达(SAR)影像;海洋溢油;几何划分;海洋暗斑;特征提取

**中图分类号:**X55      **文献标识码:**A      **文章编号:**1000-0690(2016)01-0121-07

人类海洋活动正在不断污染海洋环境,破坏海洋生态平衡。在众多海洋污染中,海洋溢油是造成海洋环境污染的最为主要因素。为及时发现、跟踪、评估海洋溢油并为处理海洋溢油提供决策支持,目前许多国家正在积极开展与海洋溢油监测有关的科学研究<sup>[1-4]</sup>。由于星载合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)有着全天候、全天时、覆盖面积广、快速及接近实时数据获取等特点<sup>[5,6]</sup>,因此利用SAR遥感技术可及时、准确、全面地监测海洋溢油污染,是目前海洋溢油监测方面最为有效的手段并越来越多地应用于海洋溢油监测中。海洋溢油监测包括早期溢油预报,以及对已确认溢油区域的变化监测(如油膜扩散漂移状态的监测)。一般而言,由于海洋溢油形成的油膜对由海风诱导的海洋短重力-毛细波的抑制作用,使得SAR影像中溢油油膜覆盖的海面区域变暗,通常称为海洋暗斑。除海洋溢油油膜外,还有许多其它海洋现象同样可能形成SAR影像中的海洋暗斑。相对溢油区域而言,这类暗斑统称为疑似溢油区。因此,利用SAR影像的海洋溢油监测包括如下3方面工作<sup>[7]</sup>,即:暗斑检测、暗斑特征提取以及溢油分类(辨识)。暗斑特征作为后续海洋溢油

分类的输入量,对其准确提取起着至关重要的作用。一般而言,蕴含在SAR影像用于海洋溢油分类的暗斑特征可以分为三大类:几何特征,如暗斑的几何形态、面积、周长及几何复杂度;物理特征,如暗斑的后向散射值、统计分布参数(均值、标准差等)、暗斑数量等;地理特征,如暗斑区域是否靠近航线、是否为海洋作业区域(海产养殖、海洋钻井平台、海洋观光旅游等)。前两种与SAR影像有关的特征可由相应的影像处理方法获取,其中基于影像分割的方法不失为有效途径<sup>[8]</sup>。在早期工作中多采用阈值方法<sup>[9,10]</sup>,该算法结合阈值技术、多尺度金字塔方法和聚类技术以有效分割海洋暗斑及其海洋环境。Wu和Liu<sup>[11]</sup>提出基于小波的算法以提取海洋暗斑边缘,从而确定暗斑区域。利用海洋溢油油膜衰减海洋毛细波的特点,Mercier等<sup>[12]</sup>提出利用波谱局部变化的分割方法,首先由小波变换实现多分辨率分析,然后利用隐含马尔可夫链(Hidden Markov Chain, HMC)估计小波参数,从而实现SAR影像分割。该方法被应用于ERSPRI影像暗斑提取。虽然上述方法在一定程度上较好地提取海洋暗斑的几何形态,但它们仅仅适用于中低分辨率遥感影像。为充分利用目前的高分辨

**收稿日期:**2014-12-02; **修订日期:**2015-03-20

**基金项目:**国家自然科学基金项目(41301479、41271435)资助。[Foundation: National Natural Science Foundation of China (41301479, 41271435).]

**作者简介:**赵泉华(1978-),女,河北承德人,博士,副教授,硕士生导师,主要研究方向为随机几何、空间统计学、模糊集理论等在遥感图像建模、解译及其在海洋环境遥感中的应用。E-mail:zhaquanhua@lntu.edu.cn

率遥感影像,近来已有许多新技术被用于海洋暗斑区域提取。Marghany 等<sup>[13]</sup>利用改进的分形维方法提出基于分形几何的多分辨率 SAR 影像纹理分割,从而达到检测海洋暗斑的目的。Topouzelis<sup>[1]</sup>采用人工神经网络方法检测高分辨率 SAR 影像海洋暗斑。尽管上述方法在一定程度上可以划分暗斑区域和非暗斑区域,但这些方法均为基于像素的方法,并且仅仅考虑像素强度的一阶统计,因此这些方法亦难实现高分辨率 SAR 影像海洋暗斑的精确检测,更无法直接提取暗斑区域影像强度的统计分布特性。为克服基于像素方法在高分辨率遥感影像分割方面的局限性, Li 等<sup>[14]</sup>提出贝叶斯架构下基于 Voronoi 划分的 SAR 影像分割算法。在此基础上, Zhao 等<sup>[15]</sup>提出了基于区域分割的海洋暗斑特征提取方法,但由于该算法采用马尔科夫链蒙特卡洛(Markov Chain Monte Carlo, MCMC)实现 SAR 影像分割及暗斑特征提取,使得该方法的运行时间较长,缺乏实用性。为避免以上不足,本文在 SAR 影像暗斑特征提取过程中,引入利用最大或然率(Maximum Likelihood, ML)<sup>[16]</sup>估计,用于海洋暗斑统计分布特征提取,然后采用最大化期望值和 M-H(Metropolis-Hastings)算法<sup>[17]</sup>完成 SAR 影像溢油区几何特征提取。

## 1 算法描述

在利用 SAR 影像进行海洋溢油监测的 3 方面工作中<sup>[7]</sup>,提出的方法是第二阶段的暗斑特征提取工作,即在预先实现海洋暗斑定位<sup>[14]</sup>的基础上,在给定 SAR 影像中框画出覆盖海洋暗斑的区域,作为算法提取海洋暗斑几何形态及其统计分布参数的基础。图 1 所示为算法的具体流程,其中实线框代表算法功能,虚线框为实现相应功能的技术手段。

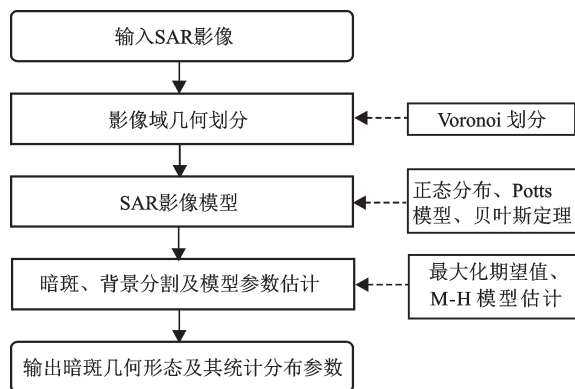


图 1 海洋暗斑特征提取流程

Fig. 1 Process of dark spot feature extraction by SAR

在统计学框架下, SAR 影像中所有像素集合  $z$  为:  $z = \{z_i | i = 1, \dots, n\}$ , 并可以看作离散随机场  $Z = \{Z_i = Z(x_i, y_i) | (x_i, y_i) \in D; i = 1, \dots, n\}$  的实现, 其中  $D$  为影像域,  $i$  为像素点索引,  $(x_i, y_i)$  为第  $i$  个像素点的位置,  $Z_i$  为表征第  $i$  个像素点像素强度的随机变量,  $n$  为总像素数。

海洋暗斑提取是在涵盖暗斑及一定范围海洋背景的 SAR 影像上进行的, 由此可以假设给定 SAR 影像仅覆盖两个目标区域, 即暗斑及海洋背景区域。首先利用 Voronoi 划分技术将影像域  $D$  划分为一系列子区域 (Voronoi 多边形), 则影像域  $D$  可表示为所有子区域的集合, 即:  $D = \{P_j | j = 1, \dots, m\}$ , 其中,  $j$  用于索引子区域,  $m$  为划分的子区域数。并以 Voronoi 多边形为基本处理单元, 即假设同一 Voronoi 多边形内像素隶属于同一目标类。由此, 为每一 Voronoi 多边形  $P_j$  定义一个标号变量  $L_j \in \{d, b\}$ , 其中,  $d$  和  $b$  分别代表海洋暗斑和海洋背景,  $L_j$  表征第  $j$  个多边形  $P_j$  隶属的目标类。每个目标类的几何区域则由一组 Voronoi 多边形拟合而成。显然, 对所有 Voronoi 多边形的标号集合  $L = \{L_j | j = 1, \dots, m\}$  形成了一个随机标号场, 而  $L$  的实现对应于 SAR 影像  $z$  的分割结果。定义给定生成点集  $G = \{(u_j, v_j) | (u_j, v_j) \in D; j = 1, \dots, m\}$ , 其中,  $(u_j, v_j)$  表示第  $j$  个生成点在影像域  $D$  中的坐标。生成点集  $G$  相应的 Voronoi 划分定义为  $m$  个生成点诱导的  $m$  个子区域的集合, 即  $P = \{P_j | j = 1, \dots, m\}$ , 其中,  $P_j$  由生成点  $(u_j, v_j)$  诱导生成, 即  $P_j$  中的任意一点  $(x, y)$  与生成点  $(u_j, v_j)$  的距离小于距离生成点集中其它生成点的距离, 可以表达为:  $P_j = \{(x, y) | \delta[(x, y), (u_j, v_j)] < \delta[(x, y), (u_{j'}, v_{j'})], (u_j, v_j), (u_{j'}, v_{j'}) \in G, j \neq j', j, j' = 1, \dots, m\}$ , 其中  $\delta$  为平面上两点间的欧几里德距离。

由于 SAR 影像成像过程中特有的斑点噪声, 尽管 Lee 等<sup>[18]</sup>从理论上推导出同质区域内像素强度应服从 Gamma 分布, 但 Dong 等<sup>[11]</sup>的比较研究发现, 在许多情况下高斯分布更适于建模 SAR 影像像素强度分布。因此, 假设暗斑和海洋背景区域内像素强度分别服从参数为  $(\mu_d, \sigma_d)$  和  $(\mu_b, \sigma_b)$  的高斯分布, 定义  $\theta = \{(\mu_d, \sigma_d), (\mu_b, \sigma_b)\}$  表示暗斑和背景的参数集合, 其中  $\mu$  和  $\sigma$  分别为高斯分布的均值和标准差, 下标  $d$  和  $b$  分别代表海洋暗斑和海洋背景。

为了算法实现 SAR 影像分割, 假定分布参数  $\theta$  为解析变量, 在算法迭代中直接计算得到, 而  $Z$ 、 $L$ 、 $G$  和  $m$  为随机矢量 (变量), 因此需要构建给定图像

$Z$ 条件下标号场 $L$ ,生成点集 $G$ ,多边形个数 $m$ 的联合概率密度函数 $p(L, G, m|Z)$ 。根据贝叶斯定理,该条件联合概率密度函数(即溢油SAR分割模型)可表达为:

$$p(L, G, m|Z) \propto p(Z|L, G, m)p(L|m)p(G|m)p(m) \quad (1)$$

其中, $p(Z|L, G, m)$ 为SAR影像像素强度的联合概率密度函数,如假设各像素强度服从的高斯分布相互独立,则 $p(Z|L, G, m)$ 可写为:

$$p(Z|L, G, m) = \prod_{j=1}^m \prod_{(x_i, y_i) \in P_j} \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma_{L_j}} \exp \left[ -\frac{(Z_i - \mu_{L_j})^2}{2\sigma_{L_j}^2} \right] \quad (2)$$

其中, $\mu_{L_j}$ 和 $\sigma_{L_j}$ 为 Gaussian 分布的均值和标准差; $p(L|m)$ 为标号场 $L$ 的先验概率,将刻画像素标号关系的均值场近似 Potts 模型移植到影像域划分中以建模该先验概率,即

$$p(L|G, m) = \frac{1}{A} \prod_{j=1}^m \exp \left[ \sum_{P_{j'} \in NP_j} \eta I(L_j, L_{j'}) \right] \quad (3)$$

其中, $NP_j$ 为 $P_j$ 的邻域 Voronoi 多边形,而两个 Voronoi 多边形互为邻域当且仅当两者有共同边界; $A$ 为归一化常数; $\eta$ 为邻域 Voronoi 多边形的空间作用常数; $I$ 为指示函数,当 $x=y$ ,有 $I(x, y)=1$ ,否则, $I(x, y)=0$ 。假设生成点均匀分布于影像域 $D$ 中,并且各生成点的分布相互独立,据此,生成点集的先验概率密度函数 $p(G|m)$ 表示为:

$$p(G|m) = \prod_{j=1}^m \frac{1}{|D|} = |D|^{-m} \quad (4)$$

其中, $|D|$ 为影像域 $D$ 的面积。对于 Voronoi 划分中生成点数 $m$ ,假设其满足均值为 $\lambda$ 的泊松分布,即

$$p(m) = \frac{\lambda^m}{m!} \exp(-\lambda) \quad (5)$$

将(2~5)式代入(1)式即可构建溢油SAR影像分割模型。海洋暗斑几何及统计特征由求解该分割模型得到。

利用M-H算法设计随机采样器以完备地采样随机变量 $(L, G, m)$ ,以获取海洋暗斑几何特征(即,暗斑分割区域)。由此,设计3种移动操作<sup>[19]</sup>: ① 改变标号场;② 位移生成点;③ 增加或删除生成点。对每次迭代采样需要遍历所有的移动操作。

海洋暗斑统计分布参数 $\theta$ 是在ML条件下计算得到的。分两步完成ML估计:计算期望值和最大化期望值。如果设 $\theta(t)$ 为在第 $t$ 次迭代时的参数 $\theta$ 估计值,则

$$\mu_{b,d}(t) = \frac{1}{N_{b,d}(t)} \sum_{P_j \in P_{b,d}} p[L_j = b, d|Z, \theta(t-1)] \sum_{(x_i, y_i) \in P_j} Z_i \quad (6)$$

$$\sigma_{b,d}^2(t) = \frac{1}{N_{b,d}(t)} \sum_{P_j \in P_{b,d}} p[L_j = b, d|Z, \theta(t-1)] \sum_{(x_i, y_i) \in P_j} [Z_i - \mu_{b,d}(t)]^2 \quad (7)$$

式中, $P_{b,d} = \{P_j: L_j = b, d\}$ ,

$$N_{b,d}(t) = \sum_{P_j \in P_{b,d}} N_j p[L_j = b, d|Z, \theta(t-1)], N_j = \#Z_j,$$

$Z_j = \{Z_i, (x_i, y_i) \in P_j\}$ , #操作返回集合中元素数。

## 2 实验结果及讨论

为验证海洋暗斑特征提取方法的可行性和有效性,分别对溢油SAR影像及模拟溢油SAR影像进行实验(图2)。该组SAR影像均为HH极化方式,30 m×30 m空间分辨率,其中的海洋暗斑由专家辨识为溢油油膜并经实地验证,分别为初始海洋溢油(非法倾倒造成)、溢油油膜扩散,及溢油油膜漂移。

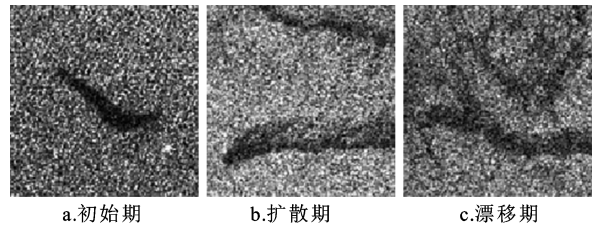


图2 海洋溢油SAR影像

Fig.2 SAR images with marine oil spills

图3a1~c1给出对不同测试影像的暗斑提取结果,深色区域为提取的海洋暗斑;图3a2~c2为各暗斑区域轮廓线,即暗斑区域的几何特征。

为了视觉上验证提取暗斑区域的准确性及提出的几何划分对分割区域的拟合能力,将提取的海洋暗斑轮廓线叠加在测试影像和几何划分结果上(图4a1~c1和a2~c2,其中图4a2~c2的几何划分结果中各同质子区域分别被随机分配一种彩色进行显示)。图4可见,提出方法可以准确地提取暗斑区域并能利用有限的Voronoi多边形有效地拟合该区域。

由于假设溢油SAR影像中统计同质区域内像素强度服从高斯分布,因此需要估计其同质区域(海洋暗斑区域和海洋背景区域)像素强度分布的均值和标准差作为暗斑区域的统计分布特征。表1列出算法估计得到的不同时期海洋溢油区内暗



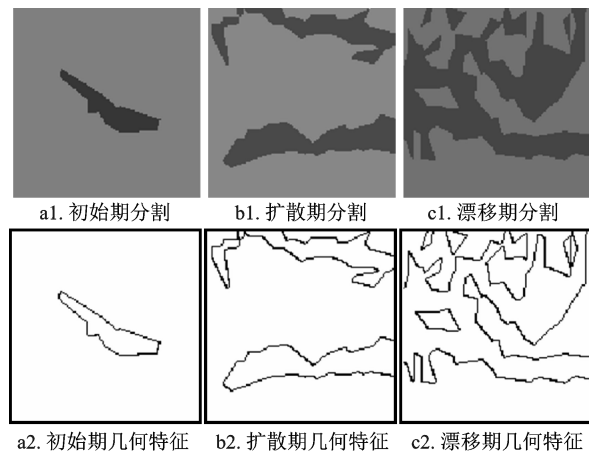


图3 溢油区分割及提取几何特征  
Fig.3 Segmentations and geometries in oil spill area

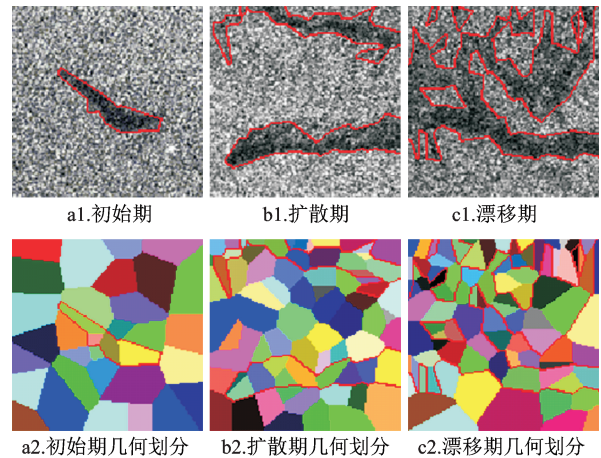


图4 溢油区轮廓线与影像及其划分叠加  
Fig.4 Outlines of oil spills overlaid with images and tessellations

斑区域和海洋背景区域像素强度统计分布参数。

为了验证表1中估计参数的准确性,图5画出以表1估计参数为分布参数的高斯分布曲线,以及暗斑区域和海洋背景区域像素强度直方图。图5看出,根据估计参数绘制的高斯分布曲线较好地拟合各区域内像素强度直方图。

为了定量评价提取暗斑几何及统计分布特征的精确度,生成已知几何形态和分布参数的模拟SAR影像。如图6a~c为模拟高斯SAR影像,图6d为其模板。表2给出各模拟SAR影像暗斑区域和

表1 估计得到的高斯分布参数

Table 1 Estimated parameters of Gaussian distribution

		初始溢油区	扩散溢油区	漂移溢油区
暗斑区域	$\mu_d$	60.1	72.8	69.0
	$\sigma_d$	140.1	36.1	33.1
海洋背景	$\mu_b$	27.2	134.6	112.7
	$\sigma_b$	44.9	44.9	41.5

背景区域像素高斯分布参数( $\mu_{d1}, \sigma_{d1}, \mu_{b1}, \sigma_{b1}$ )。

图7a1~c1为模拟SAR影像分割结果图,图

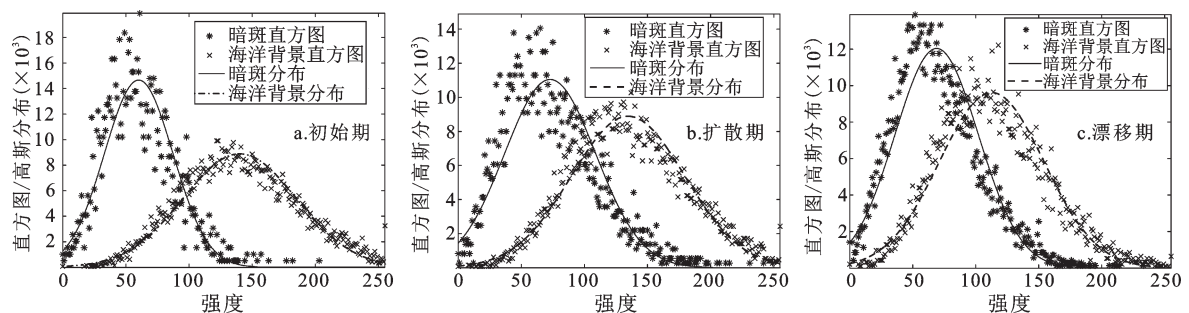


图5 溢油区暗斑区域及海洋背景直方图及高斯分布  
Fig.5 Histograms and curves of Gaussian distribution

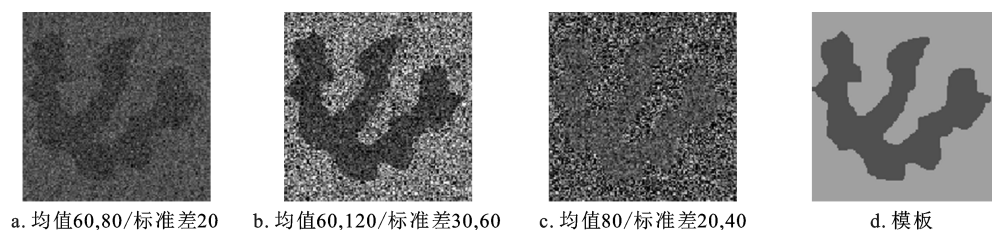


图6 模拟高斯SAR影像  
Fig. 6 Simulated Gaussian SAR images with mean/std

表2 模拟SAR影像高斯分布参数

Table 2 Distribution parameter for simulated SAR image

	a	b	c
$\mu_d/\mu_b/e_{\mu d}$ (%)	60/60.1/0.17	60/60.1/0.17	80/79.1/1.13
$\mu_d/\mu_b/e_{\sigma d}$ (%)	80/80.2/0.25	120/119.5/0.42	80/80.7/0.88
$\sigma_d/\sigma_b/e_{\mu b}$ (%)	20/20.2/1.00	30/29.5/1.7	20/20.2/1.00
$\sigma_d/\sigma_b/e_{\sigma b}$ (%)	20/20.1/0.50	60/58.3/2.8	40/39.4/1.50

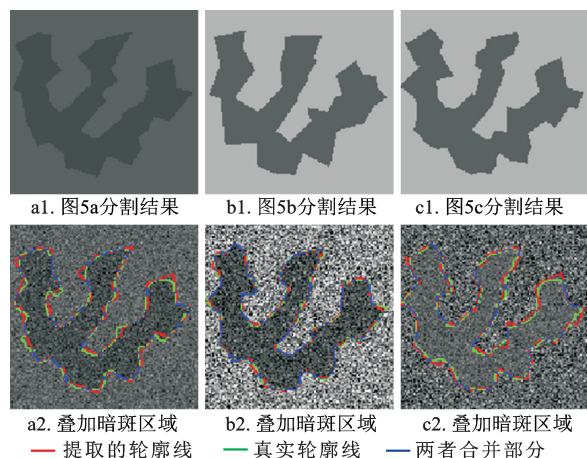


图7 分割结果及原始影像叠加轮廓线结果

Fig.7 Segmentation results and overlaying outlines and simulated images

7a2~c2 为暗斑轮廓线与模拟 SAR 影像叠加结果,其中红线为提取的轮廓线,绿线为真实轮廓线,而蓝线为两者重合部分。图 7 看出,尽管模拟 SAR 影像中暗斑区域和背景区域有相同的标准差(图 6a)和相同的均值(图 6c),但仍能精准地提取出暗斑区域(图 7a2 和 c2)。表 2 亦列出得到的高斯分布参数的估计值( $\mu_{d\text{估}}, \sigma_{d\text{估}}, \mu_{b\text{估}}, \sigma_{b\text{估}}$ )以及估计误差( $e_{\mu d}, e_{\sigma d}, e_{\mu b}, e_{\sigma b}$ )。表 2 看出,提出的方法能以相当高的精度(最高估计误差仅为 2.8%)估计暗斑和背景统计分布参数。

### 3 结论与讨论

#### 3.1 结论

SAR 影像海洋溢油监测包括暗斑检测、暗斑特征提取、以及溢油分类(辨识)3 方面工作,本文基于几何划分的区域影像分割策略进行了溢油暗斑几何及统计分布特征的提取工作,主要结论如下:

1) 海洋暗斑边界往往呈现出一定的不规则性,尤其是对于扩散期和漂移期的溢油油膜暗斑

区域往往呈现出极其不规则性特征,实验结果证明基于几何划分的区域影像分割方法,能够较精准地拟合具有复杂几何形态的海洋暗斑。

2) 海洋暗斑和背景区域的统计模型是建立在暗斑几何特征和统计分布特征基础上的或然率模型,通过 M-H 采样和最大化期望值方法对或然率进行模拟后,可以同时得到暗斑区域的几何特征和统计分布特征,减少传统的提取海洋暗斑过程中对统计分布特征参数的后处理过程。

3) 为定量评价提取海洋暗斑几何及统计分布特征参数的精确度并验证不同复杂情况下海洋暗斑特征提取能力,生成具有复杂几何形态及各种不同暗斑和海洋环境分布的模拟 SAR 影像,即两者具有相同均值不相同标准差、相同标准差不相同均值、不相同标准差不相同均值 SAR 影像。实验结果表明:即使暗斑区域和背景区域有相同的标准差(图 6a)或相同的均值(图 6c),该方法仍能精准地提取出暗斑区域,证明该方法在暗斑和背景区域统计分布特征相近条件下仍能准确提取暗斑。此外,通过提取的统计分布特征和模拟 SAR 影像的统计分布参数进行对比可以发现,该方法能以较高的精度(最高估计误差仅为 2.8%)估计暗斑和背景统计分布参数。

4) 提取的暗斑几何特征基础上,可以进一步派生出刻画海洋溢油暗斑的面积、周长及几何复杂度等特征,为进一步的海洋溢油辨识提供充分依据。

#### 3.2 讨论

1) 实验用影像尺寸为  $256 \times 256$  像素,分辨率为 30 m,整幅影像覆盖范围约为  $58.9 \text{ km}^2$ 。由于影像覆盖范围较小,暗斑及背景特征均呈现出分布相对均一的特征。但是在尺度 SAR 影像中,由于海洋表面的复杂性和成像条件的差异性,造成海洋背景和暗斑在影像中不同的区域分别呈现出像素强度非一致性,这使得算法中假定暗斑和背景分别服从同一的高斯分布不再适用,因此,在后续分割模型建立过程中,需要针对不同类型的暗斑区域和不同分布特征的背景区域分别定义不同的分布参数。

2) 虽然在或然率模型模拟过程中,采用 M-H 算法和最大化期望值极大地提高算法速度,但对大尺度的海洋溢油特征提取,算法时间仍然是值得注意的问题。因此,为适应大尺度海洋溢油检

测,应进一步深入研究算法的加速问题,如开发并行算法等,以期提高算法的运行效率。

3) 在分割模型构建过程中,采用高斯分布建模 SAR 影像像素强度分布,虽然实验证明高斯分布适用于建模 SAR 影像,但相对于其它的分布模型,如 K 分布、Gamma 分布等,在建模 SAR 影像中的差异性,并未进行深入研究。

## 参考文献(References):

- [1] Topouzelis K N. Oil spill detection by SAR images: dark formation detection, feature extraction and classification algorithms[J]. *Sensors*, 2008, 8(10): 6642-6659.
- [2] 王颖, 季小梅. 中国海陆过渡带——海岸海洋环境特征与变化研究[J]. *地理科学*, 2011, 31(2): 129-135. [Wang Ying, Ji Xiaomei. Environmental characteristics and changes of coastal ocean as land-ocean transitional zone of China. *Scientia Geographica Sinica*, 2011, 31(2): 129-135.]
- [3] 樊辉, 黄海军. 南黄海辐射沙洲邻近海域表层悬浮颗粒物浓度遥感反演[J]. *地理科学*, 2011, 31(2): 159-165. [Fan Hui, Huang Haijun. Remote sensing retrieval of suspended particulate matter concentrations of surface waters near radial sand ridges area in the South Yellow Sea. *Scientia Geographica Sinica*, 2011, 31(2): 159-165.]
- [4] 狄乾斌, 刘欣欣, 曹可. 中国海洋经济发展的时空差异及其动态变化研究[J]. *地理科学*, 2013, 33(12): 1413-1420. [Di Qianbin, Liu Xinxin, Cao Ke. Spatial and temporal disparities of marine economic development and dynamic changes in China. *Scientia Geographica Sinica*, 2013, 33(12): 1413-1420.]
- [5] 范开国, 黄韦良, 傅斌, 等. 台湾浅滩浅海水深 SAR 遥感探测实例研究[J]. *地球物理学报*, 2012, 55(1): 310-316. [Fan Kaiguo, Huang Weigen, Fu Bin et al. SAR shallow water bathymetry surveys: a case study in Taiwan Shoal. *Chinese Journal of Geophysics*, 2012, 55(1): 310-316.]
- [6] 张金芝, 黄海军, 刘艳霞, 等. 基于 PSInSAR 技术的现代黄河三角洲地面沉降监测与分析[J]. *地理科学*, 2013, 33(7): 831-836. [Zhang Jinzhi, Huang Haijun, Liu Yanxia et al. Monitoring and analysis of ground subsidence in the modern Yellow River delta area based on PSInSAR technique. *Scientia Geographica Sinica*, 2013, 33(7): 831-836.]
- [7] Brekke C, Solberg A H. Oil spill detection by satellite remote sensing[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2005, 95(1): 1-13.
- [8] 邹亚荣, 王华, 朱海天, 等. 海上溢油 SAR 图像分割算法研究[J]. *海洋环境科学*, 2009, 28(3): 313-315. [Zou Yarong, Wang Hua, Zhu Haitian et al. Study on segmentation of SAR image for oil spilled at sea. *Marine Environmental Science*, 2009, 28(3): 313-315.]
- [9] Manore M J, Vachon P W, Bjerkelund C et al. Operational use of RADARSAT SAR in the coastal zone: the Canadian experience [M]//27th International Symposium on Remote Sensing of the Environment Proceedings. Tromsø, Norway, 1998: 115-118.
- [10] Solberg A H S, Dokken S T, Solberg R. Automatic detection of oil spills in Envisat, Radarsat and ERS SAR images [M]//International IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium Proceedings. Toulouse: IGARSS, 2003: 2747-2748.
- [11] Wu S Y, Liu A K. Towards an automated ocean feature detection, extraction and classification scheme for SAR imagery [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2003, 24(5): 935-951.
- [12] Mercier G, Derrode S, Pieczynski W et al. Multiscale oil slick segmentation with Markov chain model [M]//International IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium Proceedings. Toulouse: IGARSS, 2003: 3501-3503.
- [13] Marghany M, Hashim M, Cracknell A P. Fractal dimension algorithm for detecting oil spills using RADARSAT-1 SAR [M]//Gervasi O. Computational Science and Its Applications-ICCSA. New York: Springer, 2007: 1054-1062.
- [14] Li Y, Li J. Oil spill detection from SAR intensity imagery using a marked point process [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(7): 1590-1601.
- [15] Zhao Q, Li Y, Liu Z. SAR image segmentation using Voronoi tessellation and Bayesian inference applied to dark spot feature extraction [J]. *Sensors*, 2013, 13(11): 14484-14499.
- [16] Dempster A P, Laird N M, Rubin D B. Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm [J]. *Journal of the Royal Statistical Society, Series B*, 1977, 39(1): 1-38.
- [17] Hastings W K. Monte Carlo sampling methods using Markov chains and their applications [J]. *Biometrika*, 1970, 57(1): 97-109.
- [18] Lee J, Jurkevich L, Dewaele P et al. Speckle filtering of synthetic aperture radar images: a review [J]. *Remote Sensing Reviews*, 1994, 8(4): 313-340.
- [19] 赵泉华, 李玉, 何晓军, 等. 基于 Voronoi 几何划分和 EM/MPM 算法的多视 SAR 图像分割 [J]. *遥感学报*, 2013, 17(4): 841-854. [Zhao Quanhua, Li Yu, He Xiaojun et al. Multi-look SAR image segmentation based on voronoi tessellation technique and EM/MPM algorithm. *Journal of Remote Sensing*, 2013, 17(4): 841-854.]



## Feature Extraction of Dark Spot Based on the SAR Image Segmentation

Zhao Quanhua, Wang Yu, Li Yu

*(Institute for Remote Sensing Science and Application, School of Geomatics, Liaoning Technical University,  
Fuxin 123000, Liaoning, China)*

**Abstract:** Marine oil spills from operational discharges and ship accidents always have calamitous impacts on the marine environment and ecosystems, even with small oil coverage volumes. Remote sensing solutions using space-borne or airborne sensors are playing an increasingly important role in monitoring, tracking and measuring oil spills and are receiving much more attention from governments and organizations around the world. Compared to airborne sensors, satellite sensors, with their large extent observation, timely data available and all weather operation, have been proven to be more suitable for monitoring oil spills in marine environments, whilst the latter can be easily used to identify polluters and oil spill types but are of limited use due to costs and weather conditions. Currently, the commonly used satellite SAR sensors for this purpose include RADAR-SAT-1/2, ENVISAT, ERS-1/2, and so on. The detectability of oil spills by SAR images is based on the fact that oil slicks dampen the Bragg waves on the ocean surface and reduce the radar backscatter coefficient. Unfortunately, many other physical phenomena, for example, low-wind areas, wind-shadow areas near coasts, rain cells, currents, upswelling zones, biogenic films, internal waves, and oceanic or atmospheric fronts, can also generate dark areas, known as look-alikes, in SAR intensity images. Another factor which influences the backscatter level and the visibility of oil slicks on the sea surface is the wind level. Oil slicks are visible only for a limited range of wind speeds. Generally speaking, SAR based oil spill recognition includes three stages: dark spot detection, dark spot feature extraction and oil spill classification. The work in this article focuses on the feature extraction of detected dark spots. The task at this stage involves defining and acquiring the features existing in SAR intensity images, which can be efficiently used in the classification stage to distinguish oil spills from look-alikes. Commonly defined features for this purpose include the geometry and shape of the dark spot area, textures, contrast between dark spots and their surroundings, and dark spot contextual information. To this end, this article presents regional image segmentation for dark spot feature extraction from SAR intensity image, which is completed by Metropolis-Hastings (M-H) and expectation maximum estimate algorithm. To segment a SAR intensity image, it is reasonable to approximate the homogenous regions in an SAR intensity image by Voronoi polygons. The number of Voronoi polygons is assumed unknown. The marine background and dark spot regions, in which the pixel intensities are assumed to follow independent and identical Gaussian distributions, consist of some partitioned sub-regions. On the basis of the image domain partition, the SAR intensity image is statistically modeled by two Gaussian distributions. And then the SAR intensity image segmentation is performed by the M-H and expectation maximum estimate algorithm for extracting the geometries and statistical parameters of dark spots. In order to verify the validness of the proposed method, testing is carried out on simulated and real SAR intensity images. The results from all test images are qualitatively and quantitatively evaluated and show that the proposed algorithm works well on dark spot feature extraction.

**Key words:** Synthetic Aperture Radar (SAR) image; oil spill; geometry tessellation; marine dark spot; feature extraction