基于显著性分析的 SAR 溢油图像中暗斑区域检测方法研究

吕新荣,李 云,温春苗,任 鹏

(中国石油大学(华东)海洋与空间信息学院,山东 青岛 266580)

摘要:为了提高合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)图像中海上溢油的检测精度,设计了一种 图像显著性和均值偏移分割相结合的暗斑检测方法,验证了该方法在 SAR 溢油图像暗斑识别中的有效 性,为溢油区域的准确检测奠定了基础。针对 SAR 溢油图像中暗斑区域在人类视觉中属于感兴趣区域 的特性,利用图像显著性检测方法对整幅 SAR 图像进行处理生成显著性图像,然后利用均值偏移方法 在 SAR 图像的 Lab 空间将图像分割成不同区域,最后在显著性图像上利用每个区域的平均显著性值与 动态阈值之间的关系确定溢油图像中的暗斑区域。实验结果表明,该方法不需要人工交互,且能够有 效地提取出 SAR 图像溢油中的暗斑区域。

关键词:合成孔径雷达(SAR);图像显著性;均值偏移;暗斑检测 中图分类号:P76 文献标识码:A 文章编号:1000-3096(2021)04-0090-07 DOI:10.11759/hykx20200324004

当今社会,石油仍然是非常重要的资源。随着陆 地资源的日趋匮乏和人类对能源需求的迅速增长, 海洋石油工业和海上石油运输业正蓬勃发展。海上 溢油就是石油在海上开采或者运输过程中不同程度 的流失,主要包括在海上石油的勘探、开发过程中导 致的油井原油泄漏,在近岸输油管线或者油船装卸 货发生的泄漏,船舶因碰撞、倾覆、搁浅等事故导致 的原油泄漏,甚至是自然灾害导致的石油外溢等。这 些事故都不同程度地污染了海洋生态环境,同时也 造成了大量的经济损失。为了减少溢油事故的发生, 需要加强对海上溢油的监测和检测。合成孔径雷达 (synthetic aperture radar, SAR)具有全天时、全天候、 大范围、高精度等优点,目前已成为溢油监测最有效 的手段。

在海上溢油的检测中,溢油面积是衡量溢油事故 的一个重要参数。因而在 SAR 海上溢油图像中,如何 准确地提取出溢油区域的边界是计算溢油面积的关 键问题。在 SAR 海上溢油图像中,通常溢油区域呈现 深色,以暗斑的形式存在,较周边非溢油区域差别明 显^[1]。以此为据,则可以通过图像处理的方法提取出 SAR 溢油图像中的暗斑区域。针对 SAR 溢油图像中的 暗斑检测,国内外诸多学者进行了大量非常有意义的 研究。金杰等^[2]采用一种结合多特征与改进模糊 C 均 值聚类的方法提取溢油暗斑。张洪云^[3]以随机几何中标 识点过程理论为基础,提出了基于非规则标识点过程

的 SAR 图像暗斑提取方法。Radhika 等^[4]利用基于像 素的方法完成了多种 SAR 溢油图像中的暗斑提取方法 的讨论。Lang 等^[5]利用灰度特征、几何特征以及纹理 特征等区分 SAR 溢油图像中的暗斑和海水, 提高了暗 斑的提取效果。Guo 等^[6]利用 Segnet 作为语义分割模 型,对溢油区域的暗斑进行检测。通过基于语义分割模 型的全卷积网络和其他一些分割方法的比较,证明了 该方法的有效性。Shu 等^[7]在 SAR 溢油图像中利用空 间密度特征区分暗斑和背景, 主要包括三步: (1) 利用 强度阈值分割暗斑和背景; (2) 利用核密度估计方法估 计背景像素密度; (3) 利用区域阈值和对比度阈值剔除 假目标。Zakeri等^[8]提出了一种基于潜在暗斑极化强度 (degree of polarization, DoP)的 SAR 溢油图像暗斑检测 方法,主要利用阈值方法进行粗检测,然后利用 DoP 特性选取合适的阈值确定潜在的暗斑,最后利用区域 阈值剔除假目标。Taravat 等^[9]为了区分 SAR 溢油图像 中暗斑和背景、提出了威布尔乘法模型和多层感知机 的神经网络检测方法,克服了威布尔(Weibull)模型设

收稿日期: 2020-03-24; 修回日期: 2020-05-21

基金项目:国家自然科学基金(61971444);山东省自然科学基金(ZR2019MF019,ZR2016DL11)

[[]Foundation: National Natural Science Foundation of China, No.61971444, Shandong Natural Science Foundation of China, No. ZR2019MF019, No. ZR2016DL11]

作者简介: 吕新荣(1982—), 男, 山东莱阳人, 副教授, 博士, 从事海 上溢油检测及风险评估研究, E-mail: lvxr@upc.edu.cn; 任鹏(1981—), 通信作者, E-mail: pengren@upc.edu.cn

置参数的非自适应性,使 SAR 溢油图像中的暗斑检测 朝着全自动的方向迈进了一步。Guan 等^[10]提出了一种 张量投票的方法,用来检测 RADARSAT-1 SAR 窄波束 图像中的暗斑。Xu 等^[11]利用 SAR 图像中大尺度空间上 下文信息来提高暗斑和背景之间的类别可分性。他们设 计了一种随机全连通连续条件随机场的方法用于 SAR 图像的建模和软标签推理,从而得到一种有效的检测方 法。Kulshrestha^[12]基于极化 SAR 数据,将与海面散射体 物理性质有关的极化参数作为特征,使用高斯混合模型 期望最大方法区分海水和潜在的溢油区域。

由于 SAR 溢油图像中暗斑是溢油区域提取的基础,同时鉴于水平集方法需要人工初始化,神经网络方法需要事先提供人工标定的样本,且需要进行训练从而生成识别模型等缺点,本文设计了一种无需人工交互的 SAR 溢油图像中暗斑区域检测方法。 该方案基于图像显著性分析^[13]和均值偏移方法^[14]进行暗斑区域检测。在该方案中,将图像显著性检测方法引入到 SAR 溢油图像的暗斑检测中,然后利用均值偏移和显著性动态阈值相结合实现暗斑区域的准确提取。

1 方案设计

1.1 图像显著性检测

显著性检测问题来源于计算机模拟人类视觉, 以期实现人眼快速准确地识别视觉场景中的显著区 域的目的。图像显著性区域一般是最能引起人注意 的部分,通常包含了图像的绝大部分信息,因而,检 测图像的显著性区域对于图像的分析、处理具有重 大意义。目前存在多种多样的显著性检测方法^[15],主 要可以分为两类:基于局部对比度的方法和基于全 局对比度的方法。前者只利用图像中相邻区域的信 息,只能部分高亮显著性区域,对于背景复杂的图 像处理效果欠佳。后者综合考虑了图像的整体性关 系,任意部分的显著性度量都是通过其整幅图像的 差异来定义,因而效果较好^[16]。

鉴于图像在频率域可分为低频和高频两部分, Achanta 等^[13]从频率域角度出发,提出了一种基于全 局对比的显著区域检测方法。该方法将高斯低通滤 波后图像中的每个像素值和整幅图像的平均像素值 之间的欧氏距离作为该点的显著值,详细过程如下:

首先利用快速傅里叶变换(fast Fourier transform, FFT)将图像变换到频域范围,同时令 ω_{LC} 为低通截止频率, ω_{HC} 为高通截止频率。为了使大的显著性区域更为凸显,需要使 ω_{LC} 足够低,原因在于大的显著性区域

一般处于低频段,即图像中比较平缓的部分,这样将 使显著性区域亮度变得均匀;同时,为了使得边界明 显,需要保留部分高频频段,但为了剔除噪声、纹理等 的干扰,应将较高频率的频段剔除,因而,需要设定一 个通频带为[ω_{LC}, ω_{HC}]的带通滤波器。滤波器的设计基 于高斯差分算子(difference of Gaussian, DoG),当两个 高斯函数的标准差为 1:1.6 时,认为是最适合于检测 亮度变化的算子,如(1)所示:

$$DoG(x, y) = \frac{1}{2\pi} \left[\frac{1}{\sigma_1^2} e^{-\frac{(x^2 + y^2)}{2\sigma_1^2}} - \frac{1}{\sigma_2^2} e^{-\frac{(x^2 + y^2)}{2\sigma_2^2}} \right]$$
(1)
= $G(x, y, \sigma_1) - G(x, y, \sigma_2),$

其中, (x, y) 为像素坐标, $\sigma_1 和 \sigma_2$ 是高斯标准差, 且 满足 $\sigma_1 > \sigma_2$ 。最后, 图像的显著性计算方法如(2)所示:

$$S(x, y) = |I_{\mu} - I_{\omega_{\rm HC}}(x, y)|,$$
 (2)

其中, *I*_μ 为原始图像的像素算术平均值, *I*_{ω_ic}(*x*,*y*)是 原始图像经过 DoG 算子模糊后图像坐标(*x*,*y*)处的 像素值。由于没有对原始图像进行降采样,因而可以 得到一个与原始图像同样分辨率的显著性图像。为 了利用图像中的颜色和亮度信息,将(2)式进行扩展:

$$S(x, y) = \|I_{\mu} - I_{\omega_{\rm HC}}(x, y)\|.$$
(3)

与(2)式不同的是,(2)为 L1 范数(向量中各个元素绝 对值之和),而(3)为 L2 范数(向量各元素的平方和然 后求平方根)。其中,特征空间为 Lab 颜色空间, I_{μ} 为 原始图像对应的 Lab 空间均值,而 $I_{\omega_{hc}}(x,y)$ 则为原 始图像经过 DoG 算子模糊后图像坐标(x, y)处的 Lab 空间相量 $[L, a, b]^{T}$ 。

总体来说,该方法所描述的图像显著性检测步骤如下:

1) 对原始图像进行高斯滤波。

2) 将原始图像由 RGB 空间转换为 Lab 空间。

3) 对转换后的图像 L, A, B 三个通道的图像分 别取均值 L_M, A_M和 B_M;并分别对三个通道的均值 图像和高斯滤波后的图像利用式(3)计算欧氏距离 并求和。

4)利用显著性图像中的最大值和最小值对显著 性图像归一化,生成归一化显著性图像。

在对 SAR 图像进行显著性分析后,得到其显著 性图像,接下来进行暗斑区域的提取。目前有关图 像分割的方法大都可以在显著性图像上进行目标 区域的提取,但区域生长法,需要为每个区域提供 至少一个种子点;模糊聚类方法需要设定类别数量; GrabCut方法^[17]需要人工设定背景区域等。鉴于此, 我们选取了均值偏移算法。

1.2 均值偏移算法[14]

均值偏移算法是基于核密度估计的算法,可用于 聚类、图像分割、目标跟踪等。其基本思想是在一个具 有 N 个样本点的特征空间,初始设定一个中心点 x,计 算在半径 D 的圆形空间内所有点 x_i与中心点 x 的向量, 并计算整个圆形空间内所有向量的平均值,生成一个偏 移均值,将中心点 x 移动到偏移均值的位置,重复该动 作,直到满足一定条件为止。

1.2.1 均值偏移的基本形式

对于给定 d 维空间 R_d中的 n 个数据点集 X,则 对于空间中的任意点 x 的均值偏移向量基本形式可 以表示为:

$$M_{h}(x) = \frac{1}{K} \sum_{x_{i} \in S_{k}} (x_{i} - x), \qquad (4)$$

其中, S_k 表示以 x 为中心, 半径为 h 的高维球数据集, K 为在 S_k 内的数据点的个数, x_i 为 S_k 内的数据点。

漂移的过程就是通过计算的漂移向量将球圆心 x的位置更新,使得圆心的位置一直向数据集密度最 大的方向移动,其更新方式为:

$$x^{t+1} = M_h^{\ t} + x^t \,, \tag{5}$$

其中, M_h^t 为 t 状态下求得的偏移均值, x^t 为 t 状态下的中心。

1.2.2 加入核函数的偏移向量

为了将均值偏移方法应用到在图像分割中,需要加入核函数的概念,使得距离中心近的点具有更大的权值,即距离越短,权值越大。加入核函数后的 偏移均值为:

$$M_{h}(x) = \frac{\sum_{i=1}^{n} x_{i} g\left(\left\|\frac{x - x_{i}}{h}\right\|^{2}\right)}{\sum_{i=1}^{n} g\left(\left\|\frac{x - x_{i}}{h}\right\|^{2}\right)} - x, \qquad (6)$$

其中, x 为中心点, x_i 为半径 h 范围内的点, n 为半径 h 范围内点的数量, g(x)为高斯核函数。更新后的中心 坐标为:

$$x = \frac{\sum_{i=1}^{n} x_i g\left(\left\|\frac{x - x_i}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^{n} g\left(\left\|\frac{x - x_i}{h}\right\|^2\right)}.$$
(7)

1.2.3 均值偏移步骤

本文将均值偏移算法应用到 SAR 图像的 Lab 空间中,其执行过程如下:

1) 计算图像的像素均值 m(x)。

 计算像素均值与像素点 x 之间的偏移量 M_h(x)。

3) 如果像素均值与像素点 x 之间的偏移小于某 一个给定的误差值 e, 即 M_h(x)<e, 则结束循环; 否则 根据式(7)更新中心点坐标, 重复执行步骤(1)。

循环结束后,将在 SAR 图像中得到分割结果, 即原图像被分割成几个不同的区域。

1.3 图像显著性检测与均值偏移算法的结合

在对 SAR 溢油图像进行显著性检测后,在显著 性图像中,每个像素的值代表该像素的显著性程度。 针对均值偏移方法分割出的不同区域,在其显著性 图像中求出每个区域的平均显著性值,如果大于阈 值 *T*,则该区域为暗斑区域,否则为非暗斑区域。

$$T = \frac{2}{W \times H} \sum_{i=1}^{W} \sum_{j=1}^{H} S(i, j) , \qquad (8)$$

其中, W和H分别为显著性图像的宽度和高度, S(i,j) 为坐标(i,j) 处的显著性值。

2 实验

2.1 数据

本文所采用的实验数据来源于 NOWPAP (Northwest Pacific Action Plan)数据库。NOWPAP 涵盖的地理 范围大致是约 121°E~143°E, 33°N~52°N 的海洋和沿海 地区。两幅 SAR 图像中,图 1 来自于 ERS-2(European Remote Sensing Satellite-1)卫星的 C 波段 SAR 图像, 采集时间为UTC时间 1997年9月22日 02:00:22,和 图 2 来自 ESR-1(European Remote Sensing Satellite-2) 卫星的 C 波段 SAR 图像,采集时间为 UTC 时间 1995 年 6月19日02:30:12,两者采用的都是 VV极化方式,且 两者之间没有任何联系。

2.2 实验方法

为了验证本文所提出方案的有效性,我们进行 了不同方法的暗斑提取实验,主要分为两大部分: SAR 图像上的暗斑提取和显著性图像上的暗斑提 取。每个部分中分别用到了均值偏移方法、水平集 方法^[18]和 OTSU 动态阈值方法^[19]。在人工解译的数 据(ground truth)基础上,对比在 SAR 图像上和显著

海洋科学 / 2021 年 / 第 45 卷 / 第 4 期

性图像上三种方法的暗斑区域提取表现。对比的指标包括召回率和准确率,其计算方式如下:

准确率 = 正确提取的像素数量 所有提取的像素数量。(10)



图 1 SAR 溢油图像示例 1 Fig. 1 SAR oil spill image Example 1



图 2 SAR 溢油图像示例 2 Fig. 2 SAR oil spill image Example 2

2.3 实验结果

图 1 所示 SAR 图像的显著性检测结果如图 3 所示;图 2 所示 SAR 图像的显著性检测结果如图 4 所示。图 1 和图 2 所示图像,在 SAR 图像上用不同方法得到的暗斑检测结果分别如图 5 和图 6 所示,召回率和准确率分析如表 1 所示;在显著性图像上用不同方法得到的暗斑检测结果分别如图 7 和图 8 所示,召回率和准确率分析如表 2 所示。其中人工解译结果为溢油区域结果,但这 2 幅 SAR 图像中不存在类

油膜等属于非溢油区域的暗斑,因此可以将解译的 溢油区域视为准确的暗斑区域。

表1 SAR图像上三种不同方法暗斑区域检测结果的召回 率与准确率

 Tab. 1
 Recall and accuracy of three different methods for dark spot detection on SAR images

参数及		召回率/准确率	
方法图像	均值偏移	水平集	OTSU
图 1	50.39%/97.01%	91.90%/75.31%	99.74%/8.60%
图 2	90.08%/68.70%	60.63%/84.54%	93.83%/36.07%

表 2 显著性图像上三种不同方法暗斑区域检测结果的召 回率与准确率

 Tab. 2
 Recall and accuracy of three different methods for dark spot detection on saliency images

参数及	召回率/准确率		
方法图像	均值偏移	水平集	OTSU
图 1	81.04%/85.86%	58.37%/96.28%	57.12%/98.03%
图 2	81.79%/94.48%	81.32%/90.97%	79.43%/94.31%



图 3 图 1 的显著性检测结果 Fig. 3 Saliency detection of Fig. 1

2.4 结果分析

SAR 图像上的暗斑提取和显著性图像上的暗斑 提取对比: 从图 5 和图 7 的对比、图 6 和图 8 的对比、 以及表 1 和表 2 可以看出,在显著性上图像上进行暗 斑区域的提取效果要比直接在 SAR 图像上进行提取 其召回率或者准确率具有一定程度上的提升,说明图 像的显著性分析能够提高暗斑与背景的区别。

针对显著性图像上的暗斑提取结果:1) 水平集 方法在边缘保持方面表现较差,如图7b和图8b圈中 所示,而 OTSU 方法根据阈值区分暗斑区域和非暗 斑区域,没有考虑区域内部像素之间的相关性,在 部分区域同样表现较差,如图7c和图8c圈中所示。 2) 暗斑区域提取精度:(1)对于图1所示的SAR图像,水平集方法和OTSU方法所提取到的真实暗斑像素数量较少,因而他们的召回率低,同时由于这两种方法提取到的暗斑像素总量少,所以造成了这两种方法具有较高准确率的结果;而均值偏移方法在保证了较高的召回率的基础上,亦保证了较高的准确率;(2)对于图2所示的SAR图像,3种方法都有相对较高的召回率和准确率,但均值偏移方法表现最优。
 3) 人工参与程度:水平集方法需要人工事先设定初始轮廓,且初始轮廓不同,迭代次数不同会导致暗斑区域提取的结果有所不同;本文所设计的方案无需人工参与,同时也不需要标定好的样本训练集。







(a) 均值偏移方法 (b) 水平集方法 (c) OTSU方法 (d) 人工解译结果

图 5 SAR 图像上三种不同方法对图 1 的暗斑区域检测结果与人工解译结果的对比

Fig. 5 Comparison between the results of three different methods for dark spot detection in Fig. 1 and the results of manual interpretation on the SAR image





(b) 水平集方法



(c) OTSU方法



图 6 SAR 图像上三种不同方法对图 2 的暗斑区域检测结果与人工解译结果的对比 Comparison between the results of three different methods for dark spot detection in Fig. 2 and the results of manual



图 7 显著性图像上三种不同方法对图 1 的暗斑区域检测结果与人工解译结果的对比

Fig.7 Comparison of the results of three different methods for dark spot detection in Fig. 1 with the results of manual interpretation on the saliency image

Fig. 6

研究报告 REPORTS



(d) 人工解译结果

图 8 显著性图像上三种不同方法对图 2 的暗斑区域检测结果与人工解译结果的对比

Comparison of the results of three different methods for dark spot detection in Fig. 2 with the results of manual inter-Fig.8 pretation on the saliency image

结论 3

本文将图像显著性检测方法和均值偏移方法相 结合,引入到 SAR 溢油图像中的暗斑区域提取中。 首先利用图像显著性检测方法对 SAR 图像进行处理 生成显著性图像, 使图像中的暗斑区域视觉上更加 明显: 然后利用均值偏移方法在 SAR 图像的 Lab 空 间内将图像分割成不同的区域;最后,在显著性图 像的基础上,根据每个区域显著性均值和动态阈值 之间的关系提取出准确的暗斑区域。实验结果表明, 本文所设计的方案能够有效地提取出 SAR 溢油图像 中的暗斑区域, 且具有较高的召回率和准确率, 为 溢油区域的提取奠定了基础。此外、如何在暗斑区域 提取的基础上设计一种高精度的溢油区域提取方法 是接下来的研究重点。

参考文献:

- [1] 刘善伟, 王婉笛, 李潇, 等. 基于 DRLSE 模型的 SAR 溢油提取方法[J]. 海洋科学, 2018, 42(1): 153-157. LIU Shanwei, WANG Wandi, LI Xiao, et al. SAR oil-spill extraction method based on DRLSE model[J]. Marine Sciences, 2018, 42(1): 153-157.
- [2] 金杰, 吴雅男, 康仲林. 基于多特征的 SAR 影像溢油 暗斑提取[J]. 测绘与空间地理信息, 2018, 41(2): 53-56. JIN Jie, WU Yanan, KANG Zhonglin. Feature extraction of oil spill dark spot based on multi-feature in SAR image[J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2018, 41(2): 53-56.
- [3] 张洪云. 基于非规则标识点过程的溢油 SAR 图像暗 斑提取[D]. 阜新: 辽宁工程技术大学, 2017. ZHANG Hongyun. Detecting dark spot from oil spill SAR intensity images by point process with irregular geometry mark[D]. Fuxin: Liaoning Technical University, 2017.
- [4] RADHIA V, PADMAVATHI G. A study on dark spot extraction methods in oil spill SAR imagery[J]. Inter-

national Journal of Earth Sciences and Engineering, 2015, 8(2): 43-48.

- [5] LANG Haitao, ZHANG Xingyao, XI Yuyang, et al. Dark-spot segmentation for oil spill detection based on multifeatured fusion classification in single-pol synthetic aperture radar imagery[J]. Journal of Applied Remoter Sensing, 2017, 11(1): 015006.
- [6] GUO Hao, WEI Guo, AN Jubai. Dark spot detection in SAR images of oil spill using segnet[J]. Applied Sciences, 2018, 8(12): 2670.
- [7] SHU Yuanming, LI Jonathan, HAMAD Yousif, et al. Dark-spot detection from SAR intensity imagery with spatial density thresholding for oil-spill monitoring[J]. Remote Sensing of Environment, 2010, 114(9): 2026-2035.
- [8] ZAKERI F, AMINI J. Dark spot detection using intensity and the degree of polarization in fully polarimetric SAR images for oil pollution monitoring[J]. ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2015, XL-1-W5: 749-753.
- [9] TARAVAT A, OPPELT N. Adaptive Weibull multiplicative model and multilayer perceptron neural networks for dark-spot detection from SAR imagery[J]. Sensors, 2014, 14: 22798-22810.
- [10] GUAN Haiyan, YU Yongtao, LI Jonathan. A tensor voting approach to dark spot detection in RADARSAT-1 intensity imagery[C]//Geoscience & Remote Sensing Symposium. Piscataway, New Jersey, USA: IEEE, 2015.
- [11] XU Linlin, JAVAD S.M, WONG Alexander, et al. Fully connected continuous conditional random field with stochastic cliques for dark-spot detection in SAR imagery[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2016, 9(7): 2882-2890.
- [12] KULSHRESTHA A. Dark spot detection for characterization of oil spills using polar remote sensing[D]. Enschede, Netherlands: University of Twente, 2018.
- [13] ACHANTA R, HEMAMI S., ESTRADA F, et al. Frequency-tuned salient region detection[C]// IEEE Conference

on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, New Jersey, USA: IEEE, 2009, 1597-1604.

 [14] 马瑜,梁慧琳,张艳宁,等.基于图像颜色纹理的均值漂移分割算法[J]. 计算机工程与设计, 2013, 34(5): 1720-1724.

MA Yu, LIANG Huilin, ZHANG Yanning, et al. Improved mean shift segmentation algorithm based on color texture[J]. Computer Engineering and Design, 2013, 34(5): 1720-1724.

- [15] 钱晓亮,白臻,陈渊,等.协同视觉显著性检测方法 综述[J]. 电子学报 2019, 47(6), 1352-1365.
 QIAN Xiaoliang, BAI Zhen, CHEN Yuan, et al. A review of co-saliency detection[J]. Acta Electronica Sinica, 2019, 47(6), 1352-1365.
- [16] 王闪闪. 基于显著性检测的人体轮廓提取问题研究

与应用[D]. 济南: 山东大学, 2016.

WANG Shanshan. The research and application of human body contour extraction with saliency detection[D]. Ji'nan: Shandong University, 2016.

- [17] ROTHER C, KOLMOGOROV V, BLAKE A, et al. "GrabCut"-Interactive foreground extraction using iterated g raph cuts[C]// Proceedings of ACM SIGGRAPH 2004. New York, USA: ACM, 2004: 309-314.
- [18] LI C M, XU C, GUI C. Level set evolution without re-initialization: a new variational formulation[C]// Proceedings of CVPR. Piscataway, New Jersey, USA: IEEE, 2005, 1: 430-436.
- [19] OTSU N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1979, 9(1): 62-66.

Dark spot detection in SAR oil-spilled images based on saliency analysis

LYU Xin-rong, LI Yun, WEN Chun-miao, REN Peng

(College of Oceanography and Space Informatics, China University of Petroleum (East China), Qingdao 266580, China)

Received: Mar. 24, 2020

Key words: synthetic aperture radar (SAR); image saliency; mean shift; dark spot detection

Abstract: To improve the detection accuracy of sea oil spills in synthetic aperture radar (SAR) images, a dark spot detection method combining image saliency and mean shift segmentation is designed. Its effectiveness was verified in the identification of dark spots in SAR oil-spilled images, laying a foundation for the accurate detection of oil-spilled areas. In view of the characteristics of the dark spot in the SAR oil-spilled image that is relevant to human vision, the entire SAR image is processed by the image saliency detection method to generate a saliency image. The mean shift method is used in the Lab space of the SAR image to divide the image into different regions. Finally, the relationship between the average saliency value of each region and the dynamic threshold is used to determine the dark spot region in the oil spill image. Experimental results show that this method does not require human interaction and can effectively extract dark spots in SAR oil-spilled images.

(本文编辑:丛培秀)