基于KMM与超像素的SAR海面暗斑分割算法

胡桂香　李　宁　邢艳肖
（中国科学院电子学研究所 北京 100190）

摘　要：提出了一种基于K乘性模型（K multiplicative model，KMM）与超像素分割算法的无监督的SAR海面暗斑检测算法。KMM算法采用矩估计法进行参数估计，应用于海表面含暗斑的感兴趣区域（region of interest，ROI）检测。通过对感兴趣区域生成的超像素进行聚类来完成最终暗斑的边缘分割。在边缘回撤率、遗漏误差、交叉误差上有较大改善，机载SAR的平均误差率为10%，而TerraSAR的平均误差率低于2%。在计算效率上也有较大提高，平均0.53 s内可处理10^4个像素点。实验基于高分辨率L波段机载SAR数据以及TerraSAR-X数据进行，实验结果表明该方法具有较强的鲁棒性以及较高的计算效率。

关键词：K乘性模型；暗斑检测；合成孔径雷达；超像素
中图分类号：TN911.73　　**文献标识码**：A　　**国家标准学科分类代码**：510.4030

Method of dark spot segmentation with combination of K multiplicative model and superpixel from SAR Imagery of sea surface

Hu Guixiang　Li Ning　Xing Yanxiao
（Institute of Electronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China）

Abstract: This paper proposes an unsupervised approach for detecting regions of interest (ROI) based on the K multiplicative model (KMM) and superpixel segmentation in SAR imagery. KMM, with method of moments parameter estimation, mainly aims at detecting the dark-contain ROI on the sea surface. And the superpixel-based segmentation accomplishes edge extraction of ROI through clustering superpixels of ROI. The approach in this paper significantly outperforms adherence to boundary, achieving the error rate of less than 10% for airborne SAR imagery, and less than 2% for TerraSAR imagery. This approach also performs well in the computational efficiency, processing 10^4 pixels in 0.53 seconds on average. Experiments, accomplished by resorting to high resolution of the L-band airborne synthetic aperture radar (SAR) data and the TerraSAR-X data, demonstrate strong robustness and high effectiveness based on the proposed approach.

Keywords: K multiplicative model (KMM); dark spot detection; synthetic aperture radar (SAR); superpixel

1　引　言

海面SAR影像中经常可以观测到溢油或是生物油膜，油船泄漏污染或是舰船尾迹污染等都会造成海面溢油，溢油会对海洋生态系统带来许多危害；生物油膜出现的位置预示着含有丰富的有机物，不仅有利于渔业的生长，更有利于海洋现象的探测（如海洋涡旋或是海洋锋面），因此海面油膜与溢油的检测具有重要意义。SAR具有全天时全天候工作的特点[1]，基于SAR的海表油膜及溢油（后文统称为油膜）的检测得到了广泛的探索。一般来讲，大多数油膜在SAR影像中呈现暗斑是海表面的布拉格散射机制被抑制的结果。然而，由于风以及洋流也会导致SAR影像中呈现暗斑，且暗斑的形状不规则以及边界模糊，都加大了基于SAR影像的油膜检测工作的难度。

基于SAR影像的油膜检测算法一般包括4个步骤：图像预处理，暗斑检测，目标分割，特征提取和分类。显然，暗斑检测与目标分割在整个处理过程是不可或缺的。本文中重点讨论暗斑检测与分割算法。

目前，有许多学者提出了基于不同理论的暗斑检测算法。基于阈值的算法，如空域阈值以及全局阈值[2]，具有高计算效率的优势。基于模式识别的算法，如支持向量机

收稿日期：2016-03

(SVM)和神经网络[3]，通过训练参数以及聚类等步骤来完成暗斑检测。目前，基于SAR影像的油膜分割算法主要是利用已有分割算法的原理或是经验的基础上，加以修正并应用于SAR影像中。基于活动轮廓模型的算法利用水平集演化的能量函数来进行油膜分割，并取得了较好的实验结果[4]。基于神经网络或是阈值的算法也广泛应用于油膜分割中。

基于SAR影像的油膜分割算法的鲁棒性以及精确度是实际应用中的基本需求，随着SAR影像趋向于高分宽测，分割的计算效率也同等重要。基于KMM[5]以及超像素的暗斑分割新模型来改善已有的方法，旨在提高计算效率的同时达到较高的实验精确度。通常，在SAR影像全局范围内搜索暗斑是非常耗时的，因此本文中采用暗区域检测来代替直接暗斑检测。暗区域是指采用固定大小的窗，基于油膜影响海面雷达后向散射的分布理论来检测含有油膜的矩形区域，而暗斑是通过处理这些矩形区域获取最终边缘。基于KMM算法的暗区域检测以及合并感兴趣区域(region of interest，ROI)来减少后续需要处理的数据集。最后对ROI生成超像素以及迭代聚类超像素来获取最终的暗斑边缘。

2 方 法

SAR影像在进行油膜检测之前，需要通过训练已知样本来选定不同平台的阈值。首先，基于KMM的暗区域检测利用检测算子对每个固定大小的SAR子影像进行检测，合并含暗斑的区域形成多边形ROI。其次，为了最终分割出暗斑的轮廓，利用简单线性迭代聚类(simple linear iterative clustering，SLIC)在ROI生成超像素，基于SAR影像的超像素算法的选取在实验部分通过多个指标进行了讨论。最终，利用K-means算法迭代聚类超像素并完成暗斑分割，获得暗斑边缘。

如图1所示为整个算法的流程。本文中针对分割算法的性能进行了探讨，并着重考虑了遗漏误差、交叉误差与计算效率。

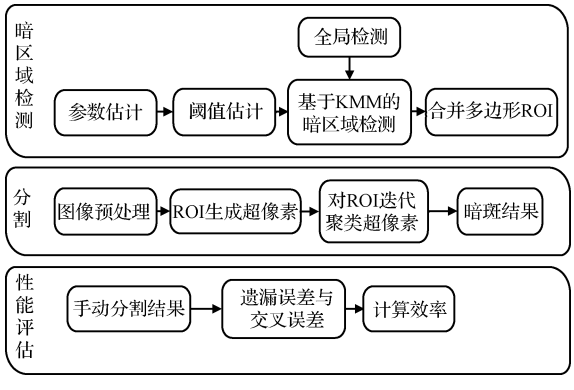


图1 基于KMM的暗区域检测算法流程

2.1 基于KMM的ROI检测

平静海面的雷达后向散射主要是布拉格散射以及毛细重力波与海面作用的结果。KMM假设斑点噪声和平静海面服从均方根逆高斯分布和一般高斯分布，该模型常用于模拟海杂波以及陆地杂波。KMM的概率密度函数如式(1)所示：

$$f_K(A;\alpha,\lambda,n)=\frac{4\lambda nA}{\Gamma(\alpha)\Gamma(n)}(\lambda nA^2)^{\frac{(\alpha+n)}{2}-1}\times K_{\alpha-n}(2A\cdot\sqrt{\lambda n})\quad \alpha,\lambda,n,A>0 \tag{1}$$

式中：n、A分别代表雷达等效视数以及SAR图像幅度，$K_{\alpha-n}$代表第三类修正的贝塞尔函数，指数为$\alpha-n$。当$\alpha,\lambda\to\infty$的时候，图像倾向于均匀区域。

矩估计方法是一种参数估计方法，可以获得较高的计算效率和存储效率。KMM概率密度函数的M阶矩如式(2)所示。利用式(2)计算二阶矩和四阶矩，并用二阶矩的平方除以四阶矩，从而解得参数λ，如式(3)所示。

$$E(A^m)=(n\lambda)^{-(\frac{m}{2})}\frac{\Gamma(n+m/2)\Gamma(\alpha+m/2)}{\Gamma(n)\Gamma(\alpha)} \tag{2}$$

$$\begin{cases}\dfrac{\Gamma^2(\hat{\alpha}+1)\Gamma^2(n+1)}{\Gamma(n+2)\Gamma(\hat{\alpha}+2)\Gamma(n)\Gamma(\hat{\alpha})}=\dfrac{E^2(A^2)}{E(A^4)}\\ \hat{\lambda}=\dfrac{E(A^2)\Gamma(n)\Gamma(\alpha)}{n\Gamma(n+1)\Gamma(\alpha+1)}\end{cases} \tag{3}$$

采用式(4)简化式(3)，为了解得最终的α和λ，式(5)要建立在$-\alpha>2$的假设之上。大量的SAR图像分析已经验证了该假设的正确性。

$$\Gamma(\alpha)=(\alpha-1)\Gamma(\alpha-1)\quad \text{If}\ \alpha\in R^+ \tag{4}$$

$$\begin{cases}\hat{\alpha}=\dfrac{(n+1)E^2(A^2)}{nE(A^4)-(n+1)E^2(A^2)}\\ \hat{\lambda}=\dfrac{\hat{\alpha}}{E(A^2)}\end{cases} \tag{5}$$

油膜会降低雷达微波辐射的后向散射。因此，含油膜的SAR影像回波的归一化雷达截面(normalized radar cross section，NRCS)的浓度函数中会有重叠部分。因此，KMM模拟含有油膜的SAR海面影像时也会失效。如图2所示为含油膜区域的浓度分布。

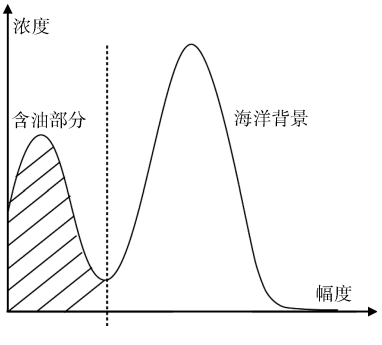


图2 含油膜影像的浓度分布

暗区域检测需要解决两个问题：1）SAR 影像的斑点噪声[6]；2）由于暗区域类型，局部海域状态，SAR 影像的分辨率与雷达入射角等因素会导致暗区域与背景的边界可能很模糊。

为了解决这些问题，采用 KMM 算法来模拟均匀区域背景，去除斑点噪声并且估计暗区域与均匀背景的对比度。油膜在海洋背景中的含量会明显地体现在浓度函数中。如图 3 所示为不同含量油膜的 SAR 影像与 KMM 海洋背景模拟结果。

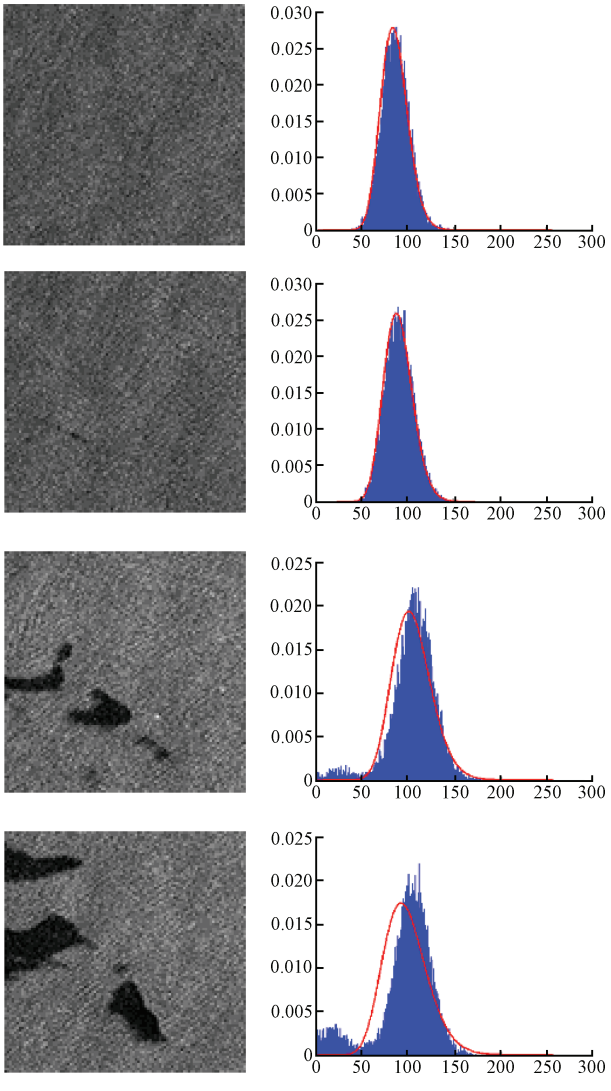


图 3　不同比率的暗区域与背景分布与 KMM 背景模拟

针对高分宽测的海量数据，本文中采用区域划分[7]来代替全局搜索暗斑。为了检测暗区域，指标函数定义如式(6)，其中，P 为 KMM 概率密度函数，$p_k \in P, k=1,2,\cdots,M$，$Q$ 为 SAR 幅度数据的分布情况，$q_k \in Q, k=1,2,\cdots,M$。$c_1$ 为测量 P 与 Q 差异的权重系数，c_2 为度量海洋背景中所含暗斑比重的权重系数。M_1 为区分暗斑与海洋背景的阈值，M 为影像亮度的最大值。

$$Ind = c_1 \sum_{k=1}^{M} | p_k - q_k | + c_2 \sum_{k=1}^{M_1} (N-k) q_k \tag{6}$$

考虑到不均匀区域也会引起浓度函数与实际分布之间的差异，设置不均匀区域阈值（T_{ihr}），以及含暗斑阈值（T_{dr}）来区分不均匀区域与含暗斑区域。ROI 的表达式如下所示。

$$ROI=\left\{Subimage_{ij} \middle| \begin{matrix} Ind_{ij} > T_{dr} \\ (T_{dr} > Ind_{ij} > T_{ihr}) \& \exists (Ind_{ij-8} > T_{dr}) \end{matrix} \right\}$$

$$i \in \{1,2,3,\cdots,N\}, j \in \{1,2,3,\cdots,M\}$$

$$D_8(p,q) = max(|p-i|, |q-j|)$$

$$Ind_{ij-8} = \{Ind_{pq} | D_8(p,q) = max(|p-i|, |q-j|) = 1\}$$

$$p \in \{1,2,3\cdots N\}, q \in \{1,2,3\cdots M\} \tag{7}$$

式中：$Subimage_{ij}$ 为 SAR 影响分成为 $N \times M$ 以后的子影像，Ind_{ij-8} 代表的是 $Subimage_{ij}$ 影像 8 邻域子影像的指标值，并采用如图 4 所示步骤最终会获取暗区域的多边形 ROI。

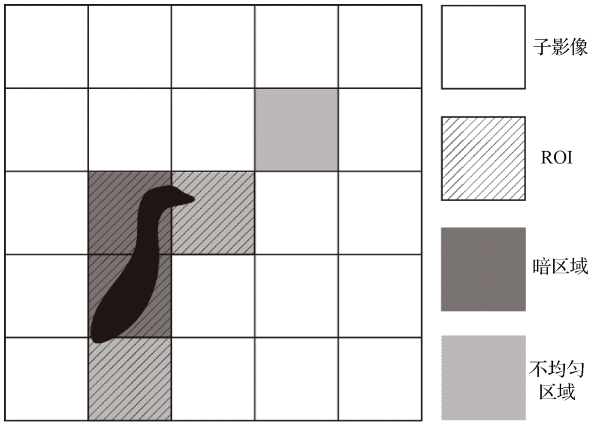


图 4　基于 KMM 算法的暗区域检测

2.2　基于超像素的分割

超像素是由一系列位置相邻且纹理、颜色和亮度等特征相似的像素点组成的小区域。算法通过过分割图像并连接相似像素形成超像素，从而减少图像冗余的同时为图像分析以及特征提取保持有用信息，大大减少了图像后续处理的计算复杂度。

超像素算法大致分为基于图论和基于梯度下降的算法。熵率算法（entropy rate，ER）[8]利用新型的最小化函数（基于图像随机游走的熵率和平衡项）生成紧凑、均匀、大小相似的超像素。分水岭算法（watershed，WS）、MS 算法（mean shift，MS）、QS 算法（quick shift，QS）、TP 算法（turbopixel，TP）、SLIC 算法[9-13]均是基于梯度下降法的超像素生成算法。WS 通过利用形态学的理论知识，每个局部极小值及其影响区域为集水盆，而集水盆的边界就形成了分水岭。MS 算法基于无参数的和密度梯度估计的快速统计迭代算法，基本思想是在核窗口依次计算所有特征空间数据点的 Mean-shift 矢量，沿着该矢量梯度上升方

向移动，最终收敛到密度最大处。QS 算法与 MS 算法的模式搜索方式类似，计算效率却优于 MS 算法。TB 算法基于几何流的水平集方法，通过膨胀初始化种子点并结合曲率演化模型和背景区域的骨架化过程将图像分割为网格状超像素。SLIC 算法采用 K-means 思想，通过对 5 维空间特征向量构造度量标准，对图像像素进行局部聚类的过程。SLIC 算法能够生成均匀的、紧凑的超像素，且计算效率高。如表 1 所示记录了各个超像素的性能特性。

表 1　超像素算法性能

模型	紧凑度	大小	规则度
ER	不可控	可控	不可控
WS	不可控	不可控	不可控
MS	不可控	不可控	不可控
QS	不可控	不可控	不可控
TB	不可控	可控	可控
SLIC	可控	可控	可控

考虑到这些特性，本文中采用基于超像素的分割算法来完成整个分割。为了获取最终暗斑边缘，采用 K-means 算法来迭代聚类由超像素算法生成的超像素。

K-means 聚类算法已经广泛应用于图像处理领域。K-means 处理较为模糊图像时相对于硬分割算法具有较高的鲁棒性，并且保持更多的图像信息。由于 K-means 对图像噪声或其他缺陷较为敏感，不能直接应用于 SAR 图像处理中。本文中 K-means 应用于聚类所有超像素的标签，每一个标签的值是该标签下所有像素的平均亮度，以此达到降低对斑点噪声的敏感度。在实验部分，对于暗斑清晰分布的 SAR 影像的超像素分为 2 类，而边缘较弱的 SAR 影像则聚类为 4 类。

另外，整个分割过程的性能在很大程度上依赖于超像素算法。为了获得高精确度和效率，以下两点需要考虑：

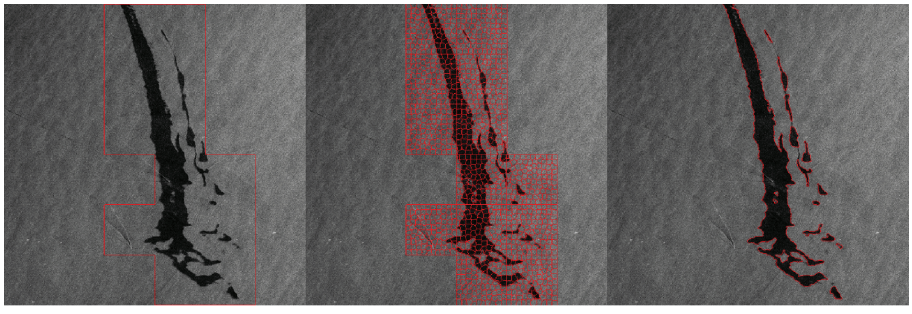
1)算法需要能够控制超像素大小。超像素的平均大小应该与最小的暗斑匹配以达到提高计算效率目的。

2)算法需要能够控制超像素规则度。超像素的规则度会影响最终的边缘回撤率。

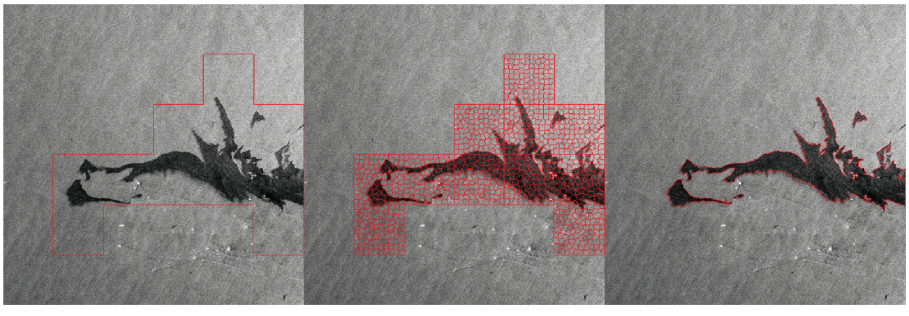
3　实　验

3.1　分割结果

数据分为两组。一组是 TerraSAR-X 条带影像(6.5 m分辨率)，于 2010 年 3 月获取，数据采集期间在墨西哥湾发生漏油事件。另一组是机载 SAR 影像 L 波段数据(1 m分辨率)，于 2014 年 8 月获取，由中国科学院电子学研究所航天微波遥感系统部提供。如图 5 所示。



(a)



(b)

图 5　TerraSAR-X 数据，暗区域 ROI，生成超像素，聚类结果

图 5 的第 1 列展示了利用基于 KMM 检测的暗区域 ROI。第 2 列和第 3 列分别展示了生成超像素和分割后最终边缘轮廓。图5(a)中，SAR 影像有大面积的油膜，且背景均匀，油膜与周边海水清晰可分。从视觉检测效果角度可知，本文中的方法可以获得满意的检测结果。图 5(b)展示了另一组数据集，在这组中暗斑边缘较前者复杂，有些暗斑仅有几个像素点。为了测试数据集的鲁棒性以及有效性，采用两组机载 SAR 图像进行实验，结果如图 6 所示。图 6 中 SAR 影像主要是线性暗区域，背景不均匀，且暗区域边缘与海水边缘难以区分。

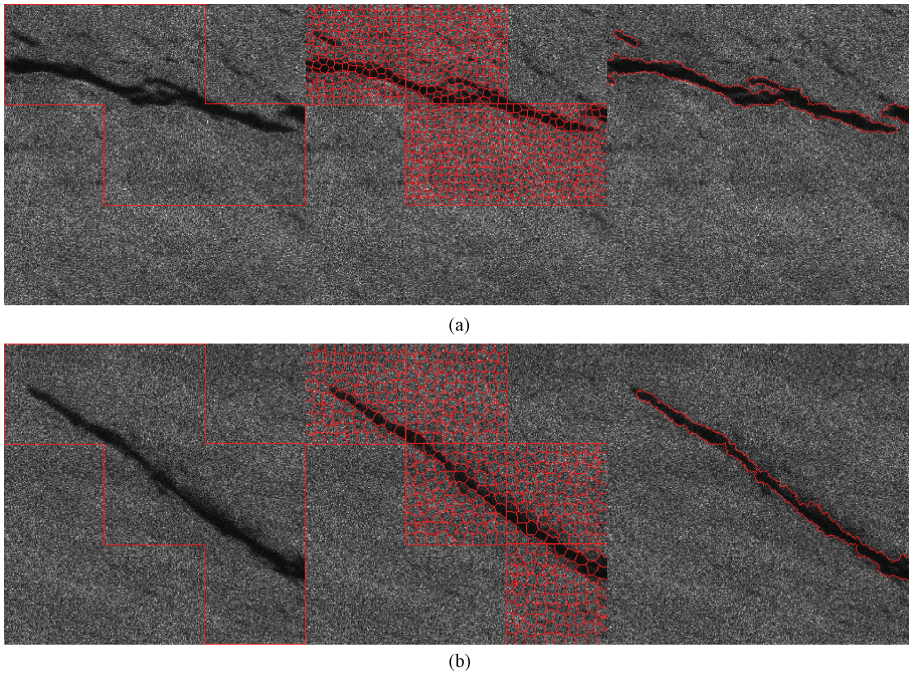


图 6　机载 SAR 数据，暗区域 ROI，生成超像素 ，聚类结果

KMM 算法的参数（α，λ，Ind，T_{ihr}，T_{dr}）的设置在预处理部分如图 7 所示为 TerraSAR-X 和机载 SAR 的 100 个子影像覆盖了多种暗斑分布情况时，指标计算结果，通过指标函数可以将含有暗斑区域从均匀背景中区分出来。依据不同数据类型，参数需要调整，在本文中基于 KMM 算法的参数设置如下：$T_{ihr}=1.125$，$T_{dr}=2.125$ 为 TerraSAR 参数，而 $T_{ihr}=2.3$，$T_{dr}=2.7$ 为机载 SAR 参数。所采用的窗大小均为 100×100 。使用以上参数，TerraSAR 检测准确率为 93%，而机载 SAR 检测准确率为 90%。

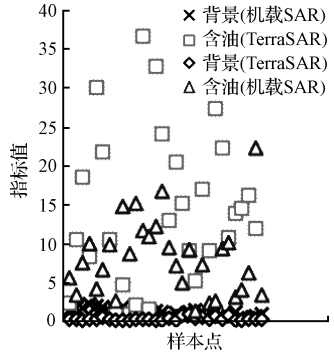


图 7　基于 KMM 暗区域检测

考虑到本文方法的性能主要依赖于超像素算法的性能，应用不同大小的 TerraSAR 影像针对 6 种超像素算法进行了对比试验。计算机硬件配置为 2.60 GHz 的英特尔处理器，8 GB 内存。图 8(a)为将 6 种算法应用于 SAR 影像的结果图，结果显示 QS、TP、SLIC 和 ER 更贴近于暗斑边缘，且对斑点噪声的敏感度较低，尤其是 TP 算法和 SLIC 算法生成的超像素较为规则。为了评估基于 SAR 影像的超像素算法的性能，将分割速度、欠分割率以及边缘回撤率[13]作为评价指标。由于 WS 算法和 MS 算法不能控制生成超像素的个数，在本文中主要采用 QS、TP、ER、SLIC 算法进行分析比较。

WS 的复杂度为 $O(N\log N)$，MS 的复杂度为 $O(N^2)$，QS 的复杂度为 $O(dN^2)$，TP 的复杂度为 $O(N)$，SLIC 的复杂度为 $O(N)$，ER 的复杂度与 SLIC 算法相当。图 8(b)展示了随着影像大小不同，分割算法的分割速度对比。ER 算法和 SLIC 算法在分割速度上优于 TP 算法和 QS 算法。图 8(c)展示了随着超像素个数的增加边缘回撤率的变化情况。ER 算法可以几乎达到 1，当超像素的数量足够多的时候，SLIC 算法可以达到 0.9，并且优于 TP 算法和 QS 算法。图 8(d)为 4 种算法的欠分割率随超像素个数的变化情况。如结果所示，ER 算法和 SLIC 算法均有较好的稳定性以及较低欠分割率。本文中，基于这些指标的综合考虑，采用 SLIC 算法作为本文生成超像素的算法。

3.2　基于 SLIC 的性能评估

SAR 影像存在严重的斑点噪声，斑点噪声导致基于边缘的分割技术很难直接应用于 SAR 影像中。基于区域的活动轮廓模型(active contour models，ACM)，对噪声的敏感度较低且能够产生平滑且闭合的轮廓线，即使是在弱边缘区域也能达到较好的效果，活动轮廓模型也应用于 SAR 影像的分割当中，并取得了较好的分割结果[14]。CV 模型(Chan-Vese ，CV)[15]是 ACM 模型的一种经典方法，利用零水平集函数并通过不断演化该方程来执行分割。

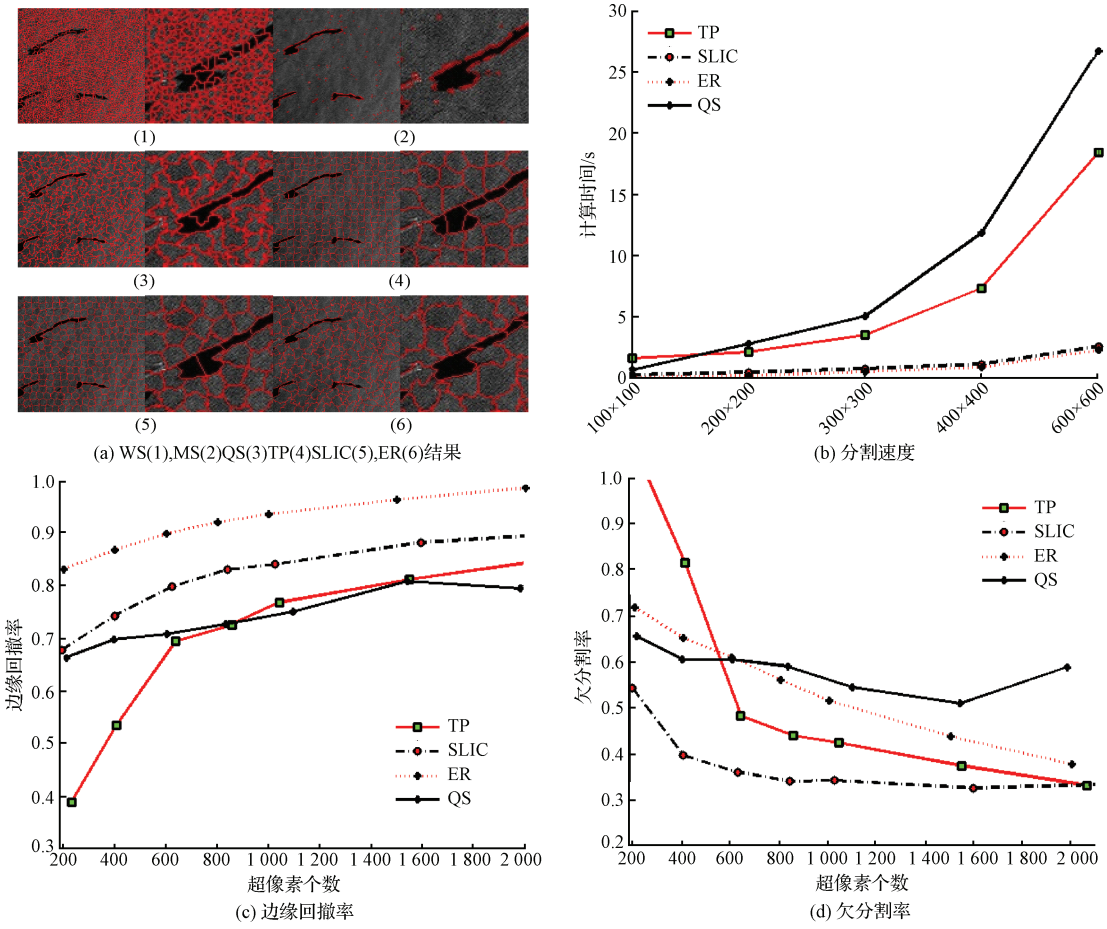


图 8 超像素算法性能比较

LBF 模型(local binary fitting ,LBF)[16] 利用核函数来精确提取图像的局部信息。为了展示本文方法的鲁棒性,对比试验主要在前数据集基础上采用 CV 模型、LBF 模型以及本文中的方法进行对比。

ACM 模型需要初始水平集作为输入,当初始轮廓位置设置离暗斑较远的时候,为了达到最终的轮廓将会 ACM 模型会增加计算量,并且最终轮廓可能围绕斑点噪声区域。为了获得更好的分割效果,利用 Ostu 方法来设置初始水平集作为 CV 模型和 LBF 模型的输入,以期达到快速收敛并避免斑点噪声的效果。

如图 9 所示为基于前数据集,分别采用 CV 模型、LBF 模型以及本文中方法的结果对比。第 1 列是 CV 模型分割后的结果,第 2 列为 LBF 模型分割后的结果,第 3 列为本文方法分割的结果。结果表明 CV 模型和 LBF 模型都会获取多余的部分或者是不能够获取准确的区域,可以观察到本文的方法从视觉角度要优于 CV 模型以及 LBF 模型的结果。

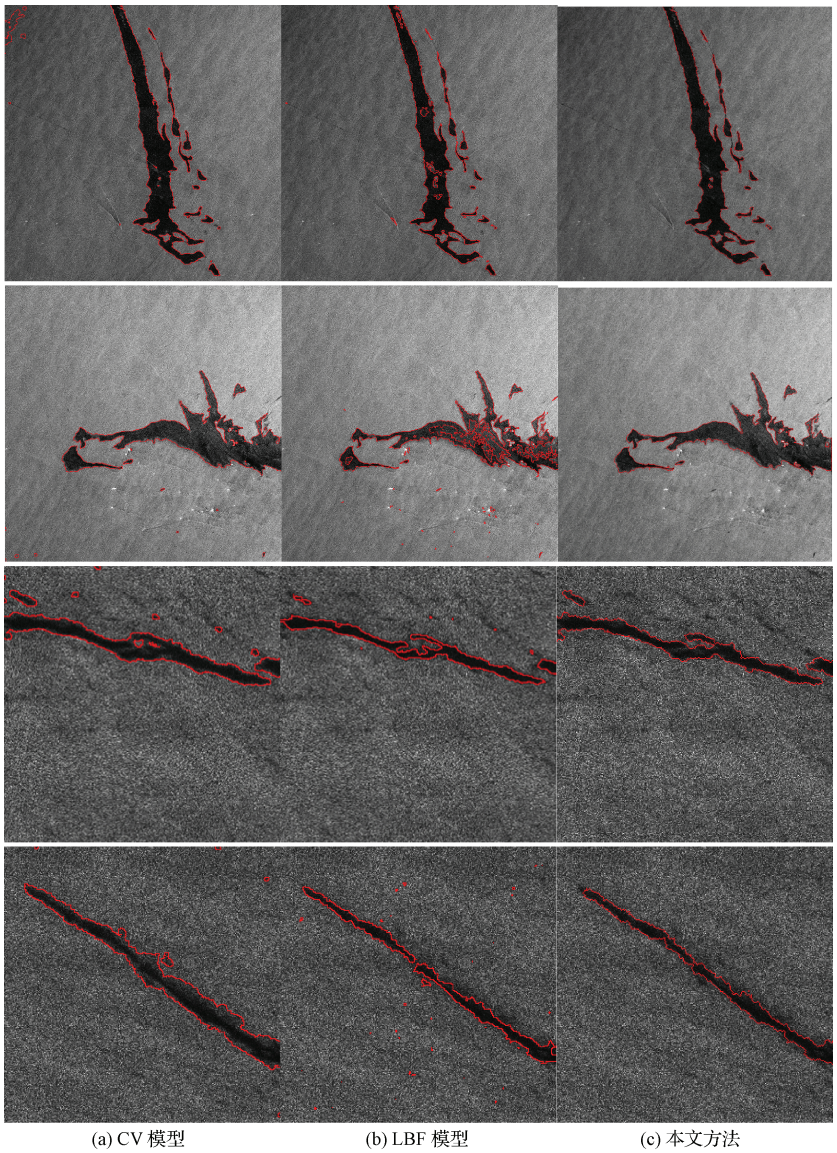
如表 2 所示为各算法的计算时间,其中 T_k 代表基于 KMM 的暗区域检测的计算时间,T_s 代表生成超像素所需的计算时间,T_c 代表聚类所需的时间。从表2中可知,本文中的方法具有较高的计算效率。

表 2 计算效率比较 /s

数据	CV	迭代	LBF	迭代	T_k	T_s	T_c	总时间
机载 SAR-1	7.50	400	12.15	200	0.04	0.81	7.14	7.99
机载 SAR-2	7.70	400	12.17	200	0.04	1.11	6.89	8.04
TerraSAR-1	15.60	200	45.65	200	0.03	1.11	4.91	6.05
TerraSAR-2	14.96	200	46.14	200	0.03	1.10	5.05	6.18

整个算法的计算复杂度主要由 3 部分组成:暗区域检测、超像素生成、迭代聚类。在最优情况下,基于 KMM 的检测算法能达到 $O(N)$ 的复杂度,SLIC 算法能达到 $O(N)$ 的复杂度,K-means 能达到 $O(NkI)$,其中,I 为模型收敛的迭代次数。在较复杂海洋背景下,需要增加迭代次数和聚类中心来获取更好的边缘贴合率和检测精度。平均计算时间复杂度为每 10^4 个像素点需要 0.53 s。

此外,本文也比较了本文方法的鲁棒性。交叉误差与溢漏误差常用来评估暗斑检测的精确度。计算机提取的边缘是对比分割结果的主要参考来源。如图 10 所示为 CV 模型、LBF 模型、与文中方法的误差率对比结果。其中,E_c



(a) CV 模型　　(b) LBF 模型　　(c) 本文方法

图 9　基于前数据集的不同方法的结果对比

交叉误差，E_o 代表溢漏误差。从图 10 中可以观察出：本文中的平均 E_c 与 E_o 较 CV 模型或是 LBF 模型低。

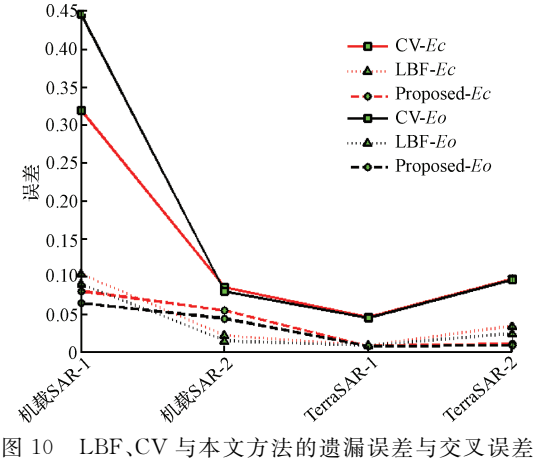


图 10　LBF、CV 与本文方法的遗漏误差与交叉误差

4　结　论

本文提出了结合基于 KMM 的暗区域检测以及基于超像素分割的暗斑检测算法，并采用 L 波段机载 SAR 以及 TerraSAR-X 数据来验证该方法的有效性。图 10 展示了本文方法具有较低的误差率。表 2 结果证明了本文在整个分割过程的计算效率的高效性。基于机载 SAR 以及星载 SAR 数据所展示的鲁棒性以及清晰的暗斑边缘说明了本文方法的有效性。暗斑形状会直接影响到最终分割的结果，因此未来的工作会注重油膜与疑似油膜的区分，尤其是复杂海洋背景的 SAR 影像海面暗斑检测。

致　谢

感谢中国科学院电子学研究所航天微波遥感系统部所提供的机载 SAR 实测数据。

参 考 文 献

[1] 雷斌,丁赤飚.一种基于SAR图像视觉特征的改进像素掩蔽方法[J].电子测量技术,2014,37(11):37-41.

[2] SHU Y, LI J, YOUSIF H, 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.

[3] GARCIA-PINEDA O, MACDONALD I R, LI X, et al. Oil spill mapping and measurement in the gulf of Mexico with textural classifier neural network algorithm (TCNNA) [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied. Earth Observation and Remote Sensing, 2013, 6(6): 2517-2525.

[4] GANTA R R, ZAHEERUDDIN S, BADDIRI N, et al. Segmentation of oil spill images with illumination-reflectance based adaptive level set model [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observation and Remote Sensing, 2012, 5(5): 1394-1402.

[5] FRERY A, MACDONALD I, LI X F, et al. A Model for extremely heterogeneous clutter [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1997, 35(3): 648-659.

[6] 查正兴,鲁昌华,陶志颖,等.增强型Shearlet域SAR图像去噪[J].电子测量与仪器学报,2014,28(6):644-649.

[7] 赵泉华,高郡,李玉.基于区域划分的多特征纹理图像分割[J].仪器仪表学报,2015,36(11):2520-2530.

[8] LIU M Y, TUZEL O, RAMALINGAM S, et al. Entropy rate superpixel segmentation [C]. Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2011:2097-2104.

[9] VINCENT L, SOILLE P. Watersheds in digital spaces: An efficient algorithm based on immersion simulations [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1991, 13(6): 583-598.

[10] COMANICIU D, MEER P. Mean Shift: A robust approach toward feature space analysis [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(5): 603-619.

[11] VEDALDI A, SOATTO S. Quick shift and kernel methods for mode seeking [C]. Proceedings of European Conference on Computer Vision, 2008:705-718.

[12] LEVINSHTEIN A, STERE A, KUTULAKOS K, et al. Turbopixels: Fast superpixels using geometric flows [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(12): 2290-2297.

[13] ACHANTA R, SHAJI A, SMITH K, et al. SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(11): 2274-2282.

[14] 高君,高鑫,孙显.基于几何特征的高分辨率SAR图像飞机目标解译方法[J].国外电子测量技术,2015,34(8):21-28.

[15] CHAN T, VESE L. Active contours without edges [J]. IEEE Transactions of Image Processing, 2001, 10(2):266-277.

[16] LI C, KAO C , GORE J C., et al. Implicit active contours driven by local binary fitting energy [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2007:1-7.

作 者 简 介

胡桂香,1990年出生,女,硕士研究生,主要研究方向为合成孔径雷达海面风场反演与油膜检测。
E-mail:guixiang_hu_hgx@163.com