

# 结合显著性检测的 SAR 流冰分离算法

杨红霞, 郭浩\*, 高岩, 安居白

大连海事大学信息科学技术学院, 辽宁 大连 116026

**摘要** 针对合成孔径雷达(SAR)图像中普遍存在具有相干斑噪声、流冰区域浮冰接触紧密及小碎冰较多等背景复杂问题,提出了一种基于背景抑制显著性检测的 SAR 流冰分离算法。首先基于图像的显著性检测,通过学习随机森林回归量得到初步显著性图;然后通过超像素构建图像区域并进行离散傅里叶变换,提取区域频域特征并计算卡方距离;之后对边界背景进行抑制,生成背景抑制模块图;最后将两阶段的图融合得到增强显著性图。在 SAR 海冰数据集上对所提算法、7 种显著性算法及 3 种海冰分割方法进行对比实验。结果表明,所提算法可以有效检测出孤立浮冰,抑制背景区域。

**关键词** 图像处理;合成孔径雷达;海冰;显著性检测;浮冰分离

中图分类号 TP751.1

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.201010

## SAR Flow Ice Separation Algorithm Combined with Saliency Detection

Yang Hongxia, Guo Hao\*, Gao Yan, An Jubai

School of Information Science and Technology, Dalian Maritime University, Dalian, Liaoning 116026, China

**Abstract** In the synthetic aperture radar (SAR) images, there are many complex background problems, such as speckle noise, close contact of floating ice in drift-ice area, and more small pieces of ice. Here, we describe a SAR flow ice separation algorithm based on background-suppression saliency detection. This algorithm obtains a preliminary saliency map by learning the random forest regression based on the saliency detection of images. Then the image region is constructed by using super pixels. Additionally, discrete Fourier transformation is performed, after which the frequency domain features of the region are extracted, and the chi-squared distance is calculated. The proposed algorithm then suppresses the boundary background to generate a background-suppression module diagram, followed by fusion of the two-stage graph to obtain the enhanced saliency graph. We evaluate the proposed algorithm and compare its performance against seven saliency algorithms and three sea-ice-segmentation methods using a SAR sea-ice dataset. The results show that the proposed algorithm can effectively detect isolated ice floes and suppress background areas.

**Key words** image processing; synthetic aperture radar; sea ice; salient detection; flow ice separation

**OCIS codes** 100.0100; 280.6730; 100.2000

## 1 引言

星载合成孔径雷达(SAR)分辨率高、可全天候工作、不受光照和恶劣天气的影响,在海面浮冰检测中发挥着重要意义。海面浮冰大多在冬季冻结,在夏季融化,浮冰经过的地方对当地船舶与渔业造成很大的影响,尤其是大块浮冰,其破坏力与危险性非常高。浮冰通常接触紧密,且受碎冰、噪声及多目标浮冰的影响,浮冰分离较为困难。因此对海冰图像

中接触性浮冰进行准确分割一直是研究的一个难点<sup>[1-2]</sup>。

海冰分割方法包括阈值分割方法<sup>[3]</sup>、基于聚类的方法<sup>[4]</sup>、基于马尔科夫随机场(MRF)的分割方法<sup>[5-6]</sup>、区域生长和分水岭算法<sup>[7]</sup>等。其中,应用较为广泛的有 Yang 等<sup>[5]</sup>提出的基于边缘保留区域(EPR)的表示上应用区域级 MRF 模型的海冰分割方法,该方法提高了在高斑点噪声下的分割精度,但不能有效处理含有密集小碎冰的图像。

收稿日期: 2019-12-24; 修回日期: 2020-01-15; 录用日期: 2020-02-25

\* E-mail: guohao0512@dlmu.edu.cn

Jing 等<sup>[8]</sup>提出了一种基于全局优化凸模型和 Split Bregman 算法的快速边缘检测方法,该方法通过曲线的变化来找到目标边界。Tan 等<sup>[9]</sup>提出了关于 Sentinel-1 SAR 图像的半自动海冰分割方法,该方法主要由特征选择和无监督图像分割两个步骤组成,但不能准确分割图像中特征相似的海冰。随着神经网络算法的普及,一些研究将其应用于 SAR 海冰图像分割, Karvonen 等<sup>[10]</sup>提出了一种基于脉冲耦合神经网络(PCNN)的 SAR 图像分割与分类方法,该方法速度快,但对高噪声图像的处理能力较差。目前在关于 SAR 图像中接触性浮冰分割的研究中, Ren 等<sup>[1]</sup>提出了一种 SAR 海冰图像分割的多阶段方法,该方法主要用  $k$  均值聚类分割和条件形态滤波处理分割不足的问题,但仍不能很好地处理浮冰接触紧密时的分离问题。Zhang 等<sup>[11]</sup>针对弱连接浮冰的分离问题采用了梯度矢量流 Snake 算法,并提出了基于距离变换的初始化方法来检测单个浮冰。李钦岚<sup>[2]</sup>提出基于分块标记的算法来分离接触性碎冰,并通过轮廓提取计算浮冰的面积,从而将小块浮冰剔除,在浮冰分离过程中需要各种形态学运算,过程较为繁琐。

在 SAR 海冰分割方面,上述方法针对斑噪声等某一单方面问题时已经相对成熟,但海冰分割研究中存在的背景复杂等多种问题仍是难点。本文提出了一种结合图像显著性目标检测和背景抑制模块的 SAR 浮冰分离算法。首先将图像的显著性检测运用到海冰的分割中,利用多级超像素分割提取每个区域的特征,并通过随机森林回归器得到显著性图,有效降低部分背景区域的干扰;采用背景抑制模块机制分别对边界和背景进行进一步抑制;最后完成显著图融合和二值化分割。

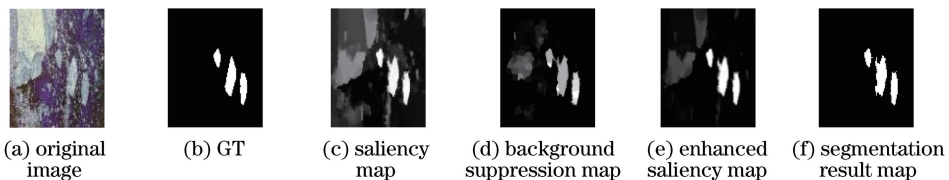


图1 实验中间图

Fig. 1 Experimental intermediate diagram

### 3.1 显著性图计算

海冰显著性图的计算主要是基于多级图像分割的,它使用监督学习方法将区域特征向量映射成区域显著性分数,最后对显著性分数进行多级融合,从

## 2 样本及预处理

所采用的数据是 Radarsat-2 雷达卫星在弗拉姆海峡上空拍摄的全极化 SAR 图像。SAR 图像的相关信息如表 1 所示。

表1 海景图像的信息表

Table 1 Information table of seascape images

Parameter	Content
Center coordinate	(13°41'49.5"W, 80°53'27.6"N)
Greenwich mean time	2015-09-03T16:48:28
Resolution	12.5 m
Angle of incidence	27.06°
Image size	2690×6002

### 数据准备过程为

1)对图像进行 Pauli 分解,将图像细节清晰化,并得到伪 RGB 图像;

2)采用滑动窗口的方式对图像进行裁剪,共选出 130 幅图像,并根据浮冰在 SAR 图像中的分布,裁剪后图片的大小分别为 401×501 和 501×367;

3)根据专家解析图对裁剪后的图像进行标注(大面积接触边界的,由于不是孤立的浮冰,不进行标注)。

## 3 基于显著性目标检测的 SAR 流冰分离算法

显著性目标检测通常是指利用计算机模仿人类视觉注意力机制,快速而准确地提取图中主要的目标区域,剔除次要的背景区域,从而提取出图像中最引人注目的部分<sup>[12]</sup>。由于 SAR 海冰图像受小碎冰和噪声的影响(即背景复杂),大块浮冰分离困难,因此将显著性目标检测方法引入 SAR 浮冰分离中,并根据海冰特点,将背景抑制模块作为显著性机制的补充,以更好地抑制背景区域。实验中间图如图 1 所示,其中 GT 表示真实的标记。

而生成显著性图  $M_1$ 。具体计算过程如图 2 所示。

1)对海冰图像进行多级超像素分割(MSLIC)。MSLIC 采用不同大小初始聚类中心间隔对图像进行超像素分割<sup>[13]</sup>。对于一张海冰图像  $I$ ,用一组  $m$

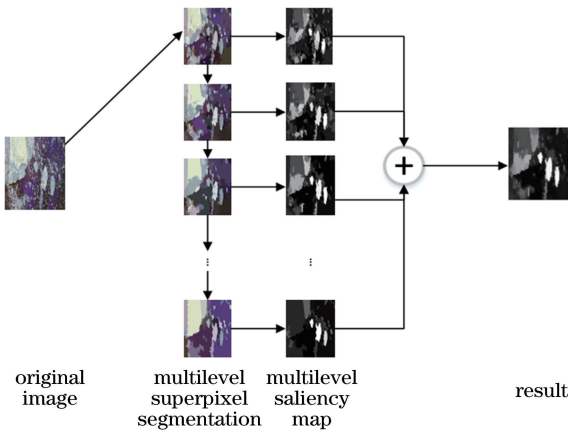


图2 显著性图的计算过程

Fig. 2 Calculation process of saliency maps

级分割来表示,用  $S_m$  来表示图像  $I$  的一个分割,且  $I$  的每级分割  $S_m$  由  $K_m$  个区域组成。 $S_1$  表示由最大区域数组成的分割, $S_m$  表示由最小区域数组成的粗略分割,将  $m$  设为 10。

2) 分别提取区域对比描述符、区域属性描述符、区域背景描述符。区域对比描述符(包括颜色与纹理特征)用一个 26 维特征向量表示;区域背景描述符将灰度均值最小的尺寸为  $40 \times 40$  的区域作为伪背景区域,为了验证这样的定义,对所有的数据集进行调查,发现可将提取的伪背景区域中 97% 像素区

域作为背景,最后用该区域得到 26 维背景特征向量;区域属性描述符使用 34 维特征向量表示。

3) 使用随机森林回归器学习多级区域的显著性分数。根据标签图,若一个区域中属于显著对象或者背景的像素数超过该区域像素数的 80%,将其显著性分数设置为 1 或 0,并认为该区域为可信的。

4) 对多级显著性图进行融合,得到最后的显著性图  $M_1$ 。

### 3.2 背景抑制模块

显著性方法可以突出大块浮冰区域,检测出显著信息,但是对于大面积接触边界区域的海冰和多细小碎冰,检测仍有些不足。因此,针对海冰图像的特点,提出了背景抑制模块,并将其分成两部分,分别为前景种子模块和边界背景抑制模块。

#### 3.2.1 前景种子模块

根据碎冰、海水、大块浮冰的特点,利用离散傅里叶变换(DFT)将图像从空间域转换到频率域,对超像素分割后的  $N$  个区域分别计算其频率特征和颜色特征,然后通过区域与海冰图像的特征距离计算海冰概率  $p(x, y)$ 。

##### 1) 频率特征

设超像素分割后的小区域为矩阵  $\mathbf{IA} = [I_1, I_2, \dots, I_N]$ , 每个小区域的中点描述为

$$\mathbf{CA} = \left[ \left( \begin{array}{cc} \sum_{n_{\text{pixel}}}^{I_1} x & \sum_{n_{\text{pixel}}}^{I_1} y \\ \frac{x}{\sum_{n_{\text{pixel}}}^{I_1} 1} & \frac{y}{\sum_{n_{\text{pixel}}}^{I_1} 1} \end{array} \right), \left( \begin{array}{cc} \sum_{n_{\text{pixel}}}^{I_2} x & \sum_{n_{\text{pixel}}}^{I_2} y \\ \frac{x}{\sum_{n_{\text{pixel}}}^{I_2} 1} & \frac{y}{\sum_{n_{\text{pixel}}}^{I_2} 1} \end{array} \right), \dots, \left( \begin{array}{cc} \sum_{n_{\text{pixel}}}^{I_N} x & \sum_{n_{\text{pixel}}}^{I_N} y \\ \frac{x}{\sum_{n_{\text{pixel}}}^{I_N} 1} & \frac{y}{\sum_{n_{\text{pixel}}}^{I_N} 1} \end{array} \right) \right], \quad (1)$$

式中:  $\sum_x^{I_1} x$ 、 $\sum_y^{I_1} y$  分别为小区域  $I_1$  所有像素点横、纵坐标之和;  $\sum_{n_{\text{pixel}}}^{I_1} 1$  为小区域  $I_1$  像素点个数;  $\mathbf{CA}$  为小区域的中点描述。

在图像  $I$  中,对中心点为  $(p, q)$  的小区域进行 DFT:

$$F(u, v) = \sum_{x=p-5}^{p+5} \sum_{y=q-5}^{q+5} f(x, y) e^{-i2\pi(\frac{ux}{\omega} + \frac{vy}{\tau})}, \quad (2)$$

式中:  $f(x, y)$  为图像  $I$ , 长  $\omega = 11$ , 宽  $\tau = 11$ ;  $u$  和  $v$  可用于确定正余弦的频率。 $F(u, v)$  为频域表示,由  $u = p - 5, \dots, p + 5$  和  $v = q - 5, \dots, q + 5$  定义的  $\omega \times \tau$  矩阵称为频域矩阵。

(2)式的极坐标形式为

$$F_H[u, v] = \|F_H[u, v]\| e^{i\mu(u, v)}, \quad (3)$$

式中:  $\mu(u, v)$  为变换的相位角。每个区域的幅值和频谱为

$$A = [\text{Re}(u, v)^2 + \text{Im}(u, v)^2]^{1/2}, \quad (4)$$

$$P(u, v) = |F(u, v)|^2. \quad (5)$$

海冰和海水的频谱较低,频谱分布较为集中,幅值较小;碎冰的频谱较高,频谱分布较为分散,幅值较大。幅值使用均值量化;频谱离散程度使用熵量化。

$$F(t) = \frac{\int_0^{2\pi} \int_0^t |F(r, \theta)|^2 dr d\theta}{\pi t^2}, \quad t = 1, \dots, \frac{N'}{2} - 1, \quad (6)$$

式中:  $F(t)$  为以频谱图中心点为圆心,以  $t$  为半径的环形区域内不同频率分量的平均频谱;  $N'$  为行和列数中的较小者。

$$E = - \sum_{i=1}^{N'/2-1} \left[ F(t) / \sum_{i=1}^{N'/2-1} F(i) \right] \times \log \left[ F(t) / \sum_{i=1}^{N'/2-1} F(i) \right], \quad (7)$$

式中: $E$  反映  $F(t)$  的离散程度, $E$  数值大表示  $F(t)$  数值较离散且无显著峰值,反之,频谱较集中; $i$  为计数变量。

## 2) 卡方距离

分别对三种类型区域进行三维颜色直方图绘

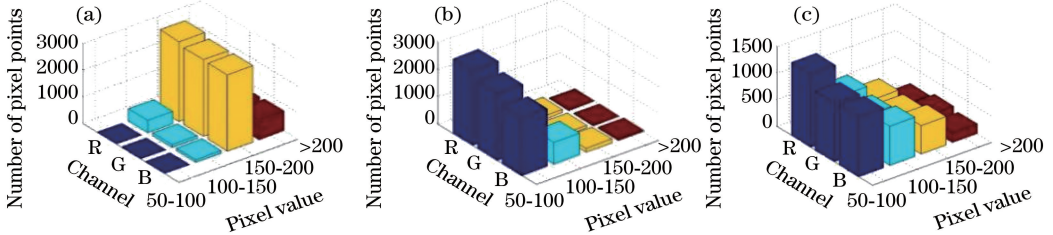


图3 不同区域三维颜色直方图。(a)海冰;(b)海水;(c)碎冰

Fig. 3 Three-dimensional color histograms of different regions. (a) Sea ice; (b) sea water; (c) crushed ice

## 3) 海冰概率

计算每个小区域与基准海冰图像的加权特征距离,并将其量化为海冰概率:

$$p(x, y) = w_1 [\text{mean}(A_S) - \text{mean}(A_1)]^2 + w_2 (E_S - E_A) + w_3 (\chi_S - \chi_A), \quad (9)$$

式中: $\text{mean}(A_S)$  为基准图像的平均幅值; $\chi_S$  为基准图像的卡方距离; $\chi_A$  为小区域的卡方距离; $E_S$  为基准图像的离散度; $E_A$  为小区域的离散度。然后将所有小区域的概率  $p(x, y)$  映射到区间  $[0, 255]$ , 得到前景种子模块  $M_0$ 。

### 3.2.2 边界背景抑制模块

由于接触边界区域的疑似海冰,难以区分其为陆地还是海冰,因此提出一种基于区域传染的边界背景抑制模块算法。首先定义图像  $M_0$  小区域中含有点  $(0, y)$  或者点  $(0, x)$  的小区域为边界区域,用  $B_p = \{b_1, b_2, \dots, b_p\}$  表示,然后递归  $B_p$  中每个小区域,对邻区域进行传染,传染成功的小区域继续往下传染,最终得到背景抑制图  $M_2$ 。对邻区域进行传染的公式为

$$C(x) = \begin{cases} 1, & p(x, y) > T \\ 0, & p(x, y) \leq T \end{cases}, \quad (10)$$

式中: $T$  为阈值。

### 3.3 图像融合与分割

对图片  $I$  的显著性图  $M_1$  和背景抑制图  $M_2$  进行融合得到增强显著性图  $M$ ,之后对增强显著图进行二值化得到最后的分割结果图。

$$M = \lambda_1 M_1 + (1 - \lambda_1) M_2, \quad (11)$$

制,如图3所示,可知,海水集中小区域的像素值较低,海冰集中小区域的像素值较高,碎冰集中小区域的像素分布相对均匀。通过计算每个小区域与基准海冰图像的卡方距离来表示颜色特征:

$$\chi_\omega^2(S, M) = \sum_{i=1}^n \omega_i \frac{(s_i - m_i)^2}{s_i + m_i}, \quad (8)$$

式中: $\omega_i$  为权重; $S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$  为基准图像; $M = \{m_1, m_2, \dots, m_n\}$  为区域中心的矩形图像, $n = 3 \times 255$ ,其中3表示通道个数,每个通道有255种像素值。

式中: $\lambda_1$  为二值化阈值。

## 4 分析与讨论

### 4.1 算法的主观视觉效果和客观定量评估

为了评估所提显著性算法在 SAR 海冰图像中的可行性与有效性,对其与7种显著性算法生成的显著性图进行对比,包括 RBD<sup>[14]</sup>、MR<sup>[15]</sup>、GS<sup>[16]</sup>、DRFI<sup>[17]</sup>、MAP<sup>[18]</sup>、BSCA<sup>[19]</sup>、SRD<sup>[20]</sup> 等算法。图4为所提算法和其他算法的视觉效果对比图,可以看出:针对多目标浮冰场景(第1,3,5行),除所提算法和 DRFI 外,其余算法不能检测出孤立浮冰,从第3行看出,有的算法只检测出单个浮冰;在碎冰分布较密集和高噪声等复杂背景下(第2行),GS 和 DRFI 算法将碎冰作为前景显著目标来检测。所提算法根据 SAR 海冰图像的特征在 DRFI 显著性算法基础上增加了背景抑制模块,从整体效果来看,所提算法对 DRFI 结果图的背景起到了一定抑制作用。图5、6客观定量地评估了各算法在 SAR 海冰数据中的检测性能。图5是8种算法在海冰数据集上的精确值与召回值(P-R)曲线,可以看到,所提算法优于 DRFI 算法。图6为各算法在平均绝对误差(MAE)值上的对比图,可知,所提算法的 MAE 值为0.10,DRFI 的 MAE 值为0.12,其余算法的 MAE 值较高,结果表明,所提算法在海冰图像中的显著性检测性能有一定的提升。

表2为各算法的运行时间,由于所提算法中每级的显著性计算独立于每级的抑制模块计算,超像

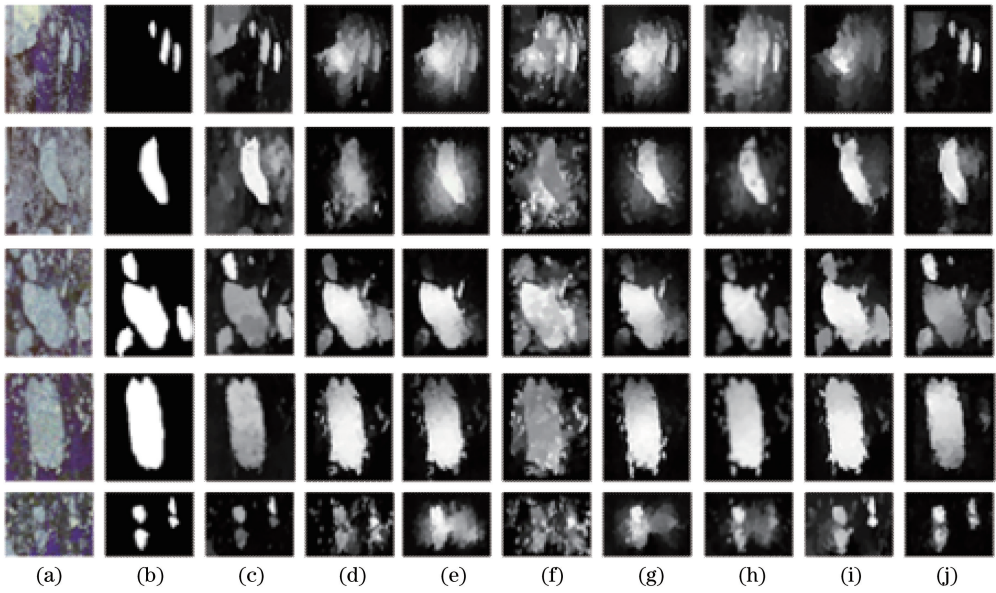


图 4 不同算法下的显著性图。(a)原图;(b)GT;(c)DRFI;(d)RBD;(e)MR;(f)GS;(g)BSCA;(h)MAP;(i)SRD;(j)所提算法

Fig. 4 Saliency maps obtained by different algorithms. (a) Original image; (b) GT; (c) DRFI; (d) RBD; (e) MR; (f) GS; (g) BSCA; (h) MAP; (i) SRD; (j) proposed algorithm

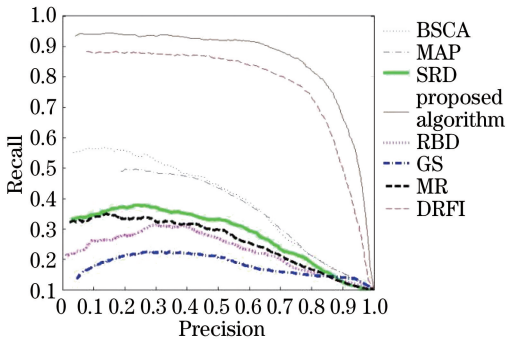


图 5 不同算法的 P-R 曲线比较

Fig. 5 Comparison of P-R curves of different algorithms

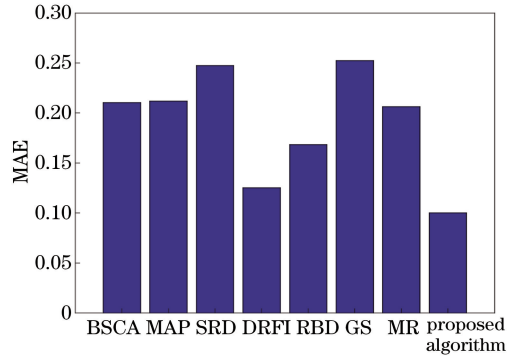


图 6 不同算法的 MAE 值比较

Fig. 6 Comparison of MAE values of different algorithms

表 2 不同算法的运行时间

Table 2 Running time of different algorithms

Algorithm	RBD	MR	GS	DRFI	BSCA	MAP	SRD	Proposed algorithm	DRFI <sup>+</sup>	Proposed algorithm <sup>+</sup>
Time /s	0.302	0.307	0.323	2.821	1.236	0.539	0.918	2.832	1.051	1.063

素分割后可并行进行抑制模块的运算和显著性计算。运行环境为 2.20GHz, 64G 内存, Intel Xeon Silver 4214。所提算法的平均运行时间与 DRFI 算法几乎相同, 与其他算法相比时间消耗要大一些, 其中最耗时的步骤是多级分割的特征提取, 故又对此步骤进行并行计算。DRFI<sup>+</sup> 和 proposed algorithm<sup>+</sup> 表示进行并行计算后的算法。

#### 4.2 算法的鲁棒性分析

从图 4 可以看到, 对于单目标的图片(第 2, 4

行), 几种显著性算法都相对较好。而对于多目标的图片(第 5 行), 在较复杂的背景下, 只有所提算法、DRFI 算法、SRD 算法可以较好地分离浮冰。为了验证算法的鲁棒性, 更客观地表示各种显著性算法对不同类浮冰分离的效果, 将数据集分为单目标简单背景、单目标复杂背景、多目标简单背景及多目标复杂背景(分别用 a、b、c、d 表示)进行对比实验。表 3 为不同算法在这 4 类数据集中的 F<sub>measure</sub> 值。图 7 为各类数据集中不同算法

的 MAE 值。图 8 为各类数据的 F\_measure 值折线图,可以看出:在简单背景下(a类和c类),除GS算法外,其他算法的 F\_measure 值都比较集中;而在复杂背景下(b类和d类),各算法的 F\_measure 值较为分散,证明,在背景复杂下,对比算

法出现波动;从b类和d类中可以看出,随着浮冰目标数由单个变为多个,不同算法间出现较大的间隔,证明随着目标数增加,其余算法的 F\_measure 值也在下降。所提算法波动最小,对不同类型的数据仍能保持鲁棒性。

表 3 不同算法的 F\_measure 值对比

Table 3 Comparison of F\_measure values of different algorithms

Dataset	BSCA	MAP	SRD	DRFI	RBD	GS	MR	Proposed algorithm
a	0.798	0.797	0.807	0.781	0.788	0.619	0.780	0.819
b	0.573	0.478	0.378	0.696	0.227	0.354	0.570	0.784
c	0.703	0.653	0.633	0.758	0.722	0.586	0.671	0.763
d	0.478	0.406	0.373	0.742	0.331	0.282	0.332	0.764

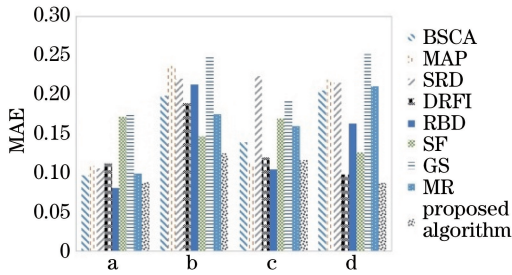


图 7 不同数据集集中的 MAE

Fig. 7 MAE in different datasets

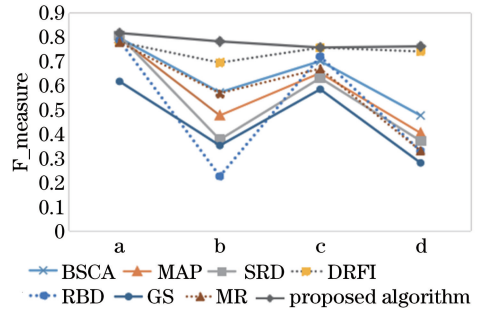


图 8 不同数据集集中的 F\_measure

Fig. 8 F\_measure in different datasets

### 4.3 算法的有效性分析

将显著性检测应用于 SAR 海冰图像分割中,图 9 展示了所提算法与其他海冰分割算法(MRF\_BCD<sup>[6]</sup>、MRF<sup>[5]</sup>、MACWE<sup>[8]</sup>)所生成的效果图。从 MRF\_BCD 算法生成的图像来看,整体轮廓较为粗糙;且从图 9 第 5 行可以看出,MRF\_BCD 算法对

边界疑似冰无法抑制,而 MACWE 算法受碎冰等复杂背景影响较大。采用平均交并比(MIoU)来定性评估各分割算法的有效性,结果如图 10 所示,很明显看出,所提算法的 MIoU 值高于其他算法。

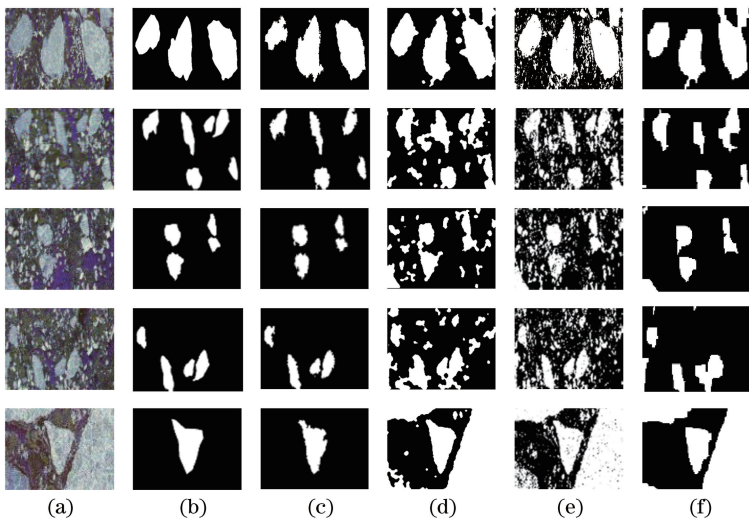


图 9 分割方法对比。(a)原图;(b)GT;(c)所提方法;(d)MACWE;(e)MRF;(f)MRF\_BCD

Fig. 9 Comparison of segmentation methods. (a) Original image; (b) GT; (c) proposed algorithm; (d) MACWE; (e) MRF; (f) MRF\_BCD

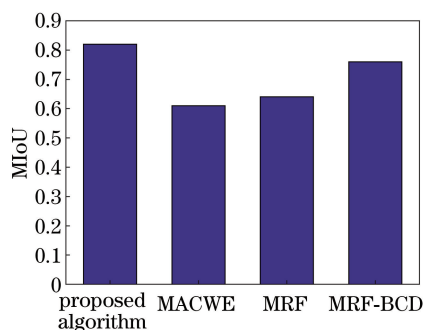


图 10 各分割方法的 MIoU

Fig. 10 MIoU of each segmentation method

## 5 结 论

针对目前 SAR 流冰区浮冰分离存在的问题,采用基于区域对比度的显著性检测,抑制了图像的部分背景区域,为后续浮冰的分离提高了准确性。并结合浮冰频域和卡方颜色距离等特征提出了背景抑制模块,改进了原有的显著性方法,使得所提方法更适用于 SAR 浮冰分离。实验结果表明,改进后的显著性方法与其他算法相比能够降低流冰区细小碎冰、海水和噪声的影响,且具有较好鲁棒性。与其他的海冰分割方法相比,所提方法的平均交并比优于其他方法,证明所提方法对 SAR 海冰图像的适用性和有效性,为后续海冰的分离和分割提供了可靠信息。由于实验数据有限,只对弗拉姆海峡部分的数据进行了实验,未来可扩大数据,结合深度学习对不同的海域和冰型进行研究。

## 参 考 文 献

- [1] Ren J C, Hwang B, Murray P, et al. Effective SAR sea ice image segmentation and touch floe separation using a combined multi-stage approach [C] // 2015 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), July 26-31, 2015, Milan, Italy. New York: IEEE, 2015: 1040-1043.
- [2] Li Q L. Study on separation method of large contact ice floes in polarimetric SAR ice flow zone [D]. Dalian: Dalian Maritime University, 2017.  
李钦岚. 极化 SAR 流冰区大块接触性浮冰分离方法研究[D]. 大连: 大连海事大学, 2017.
- [3] Al-amri S S, Kalyankar N V, Khamitkar S D. Image segmentation by using threshold techniques [EB/OL]. (2010-05-21)[2019-12-23]. <https://arxiv.org/abs/1005.4020>.
- [4] Dang X Y, Wu Y M, Fan W, et al. Discussion on sea ice segmentation of high resolution radar

data[C] // 2016 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), July 10-15, 2016, Beijing, China. New York: IEEE, 2016: 4861-4864.

- [5] Yang X Z, Clausi D A. Evaluating SAR sea ice image segmentation using edge-preserving region-based MRFs [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2012, 5(5): 1383-1393.
- [6] Chen Q F, Koltun V. Fast MRF optimization with application to depth reconstruction [C] // 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2014, Columbus, OH, USA. New York: IEEE, 2014: 3914-3921.
- [7] Han L Y. Research on SAR image segmentation based on watershed [D]. Xi'an: Xidian University, 2018.  
韩琳旖. 基于分水岭的 SAR 图像分割方法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2018.
- [8] Jing Y, Liu J X, Liu Z X, et al. Fast edge detection approach based on global optimization convex model and split Bregman algorithm [J]. Diagnostyka, 2018, 19(2): 23-29.
- [9] Tan W K, Li J, Xu L L, et al. Semiautomated segmentation of Sentinel-1 SAR imagery for mapping sea ice in Labrador coast [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2018, 11(5): 1419-1432.
- [10] Karvonen J A. Baltic sea ice SAR segmentation and classification using modified pulse-coupled neural networks [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2004, 42(7): 1566-1574.
- [11] Zhang Q, Skjetne R. Image processing for identification of sea-ice floes and the floe size distributions [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2015, 53(5): 2913-2924.
- [12] Zhou Y, Mao A L, Huo S W, et al. Salient object detection via fuzzy theory and object-level enhancement [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2019, 21(1): 74-85.
- [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] Zhu W J, Liang S, Wei Y C, et al. Saliency optimization from robust background detection [C] // 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2014, Columbus,

- OH, USA. New York: IEEE , 2014: 2814-2821.
- [15] Yang C, Zhang L H, Lu H C, et al. Saliency detection via graph-based manifold ranking[C]//2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2013, Portland, OR, USA. New York: IEEE, 2013: 3166-3173.
- [16] Wei Y C, Wen F, Zhu W J, et al. Geodesic saliency using background priors [M] // Fitzgibbon A, Lazebnik S, Perona P, et al. Computer vision-ECCV 2012. Lecture notes in computer science. Heidelberg: Springer, 2012, 7574: 29-42.
- [17] Jiang H Z, Wang J D, Yuan Z J, et al. Salient object detection: a discriminative regional feature integration approach[C]//2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2013, Portland, OR, USA. New York: IEEE, 2013: 2083-2090.
- [18] Sun J G, Lu H C, Liu X P. Saliency region detection based on Markov absorption probabilities[J]. IEEE Transactions on Image Processing: a Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2015, 24(5): 1639-1649.
- [19] Qin Y, Lu H C, Xu Y Q, et al. Saliency detection via cellular automata[C]//2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 7-12, 2015, Boston, MA, USA. New York: IEEE, 2015: 110-119.
- [20] Zhou L, Yang Z H, Zhou Z T, et al. Salient region detection using diffusion process on a two-layer sparse graph [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26(12): 5882-5894.