

复杂海况下遥感图像舰船目标检测方法研究

陈彦彤^{1*}, 李雨阳¹, 姚婷婷^{1,2}

¹大连海事大学信息科学技术学院, 辽宁 大连 116026;

²大连海事大学无人船协同创新研究院, 辽宁 大连 116026

摘要 针对复杂海况下遥感图像舰船检测易受舰船尾迹、海杂波、油污和薄云等影响, 导致检测结果可靠性较低且小目标舰船不易被检测的问题, 提出一种自适应稳健背景的显著性优化舰船目标检测模型。利用顶帽算法对原图进行预处理, 抑制舰船尾迹、海杂波等干扰; 提出自适应超像素分割方法对稳健背景检测模型进行优化; 改进基于均值信息的大津法(Otsu), 确定舰船所在区域。结果表明, 该方法可以在多种海况下有效检测舰船位置, 具有较高的检测准确率(91.20%)、召回率(79.31%)及综合评价指标(84.00%), 相比于其他显著性检测模型, 该方法具有明显优势, 适用于复杂海况下遥感图像小目标舰船检测。

关键词 图像处理; 遥感图像; 显著性检测; 顶帽算法; 自适应超像素分割; 大津法

中图分类号 TP753

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP56.181007

Ship Detection from Remote Sensing Image Under Complex Sea Conditions

Chen Yantong^{1*}, Li Yuyang¹, Yao Tingting^{1,2}

¹Information Science and Technology College, Dalian Maritime University, Dalian, Liaoning 116026, China;

²Collaborative Innovation Research Institute of Autonomous Ship, Dalian Maritime University, Dalian, Liaoning 116026, China

Abstract Under complex sea conditions, ship detection from remote sensing image is easily affected by the ship wake, sea clutter, oil, and thin cloud, which may lead to poor detection results and difficulty in the detection of small ships. Herein, we propose a saliency optimization ship target detection model based on an adaptive robust background. The proposed method uses the Tophat algorithm for preprocessing of the original image to suppress interference from the ship wake and sea clutter. Further, an adaptive superpixel segmentation method is proposed to optimize the robust background detection model. An improved Otsu segmentation method based on the mean information is proposed to determine the area where the ship is located. The experimental results demonstrate that the proposed method can effectively detect the location of a ship under various sea conditions. The proposed algorithm demonstrates high detection precision (91.20%), recall (79.31%), and comprehensive evaluation index (84.00%). When compared with the existing saliency detection algorithms in ship detection, the proposed algorithm exhibits obvious advantages; therefore, it is suitable for small ship detection based on the remote sensing images under complex sea conditions.

Key words image processing; remote sensing image; saliency detection; Tophat algorithm; adaptive superpixel segmentation; Otsu algorithm

OCIS codes 100.5010; 100.2000

1 引言

近年来,随着遥感技术的飞速发展,遥感卫星为海面舰船检测与识别提供了大量的高分辨率遥感图

像数据,高分辨率遥感图像包含目标更多的特征信息,可以使舰船目标检测的精度得到大幅提升。中国海洋资源丰富,基于遥感图像的舰船检测广泛应用于军用、民用领域。例如,在特定海域或港口内,遥感技

收稿日期: 2019-03-21; 修回日期: 2019-03-26; 录用日期: 2019-04-09

基金项目: 中央高校青年教师科技创新项目(3132018180)

* E-mail: chenyantong1@yeah.net

术可以实现对非法捕鱼、走私船舶的监测与管理;在恶劣天气状况下,舰船遇险失联事件时有发生,快速准确检测遇难舰船位置有利于救援工作展开。

现阶段针对遥感图像海面舰船检测的主要方法有:1)基于边缘信息的检测方法^[1-3],根据舰船的边缘信息,结合形状特征获取舰船目标候选区域。2)基于灰度统计的检测方法^[4],主要利用海域和舰船的灰度差异进行图像分割,但这两种方法在海况复杂时检测效果较差。3)基于分形模型的检测方法^[5-6],根据舰船目标和背景是否具有明显的分形特征进行自动检测,但在有云雾干扰时,分形模型的拟合误差较大。4)基于显著性视觉的检测方法^[7-9]模拟人类视觉感知机制,可以快速检测图像中感兴趣的区域,相比于其他方法,其检测速度较快,且在复杂海况下检测目标效果较好,其中 ITTI 模型^[10]最经典,但耗时长,检测效果一般。近年来,随着显著性视觉检测方法的不断发展,很多经典算法相继出现,如 CA (Context Aware)^[11]模型、COV (Covariances)^[12]模型、AIM (Attention Based on Information Maximization)^[13]模型等,遥感图像中检测目标相对较小,且易受天气等干扰,上述方法对背景抑制能力较弱、耗时较长。因此,Hou 等^[14]提出了基于频域的光谱残差模型,算法运行速度大幅提升,但从频域进行分析时,检测到的显著图会丢失部分细节信息,存在图像边界不清晰的现象;此外,Wang 等^[15]提出的基于卷积神经网络的显著性检测方法精度大幅提升,但只适用于具有目标数据集的图像检测,不适用于复杂的遥感图像检测。

利用背景先验信息进行检测是一种有效的方式,目前大多数方法基于图像区域是否与图像边缘关联判断当前区域是否可以作为背景,但该方法易引入前景噪声。其中 RBD (Robust Background Detection)^[16]模型利用边界连通性代替假设图片边界背景,具有直观和清晰的几何解释,其稳健性特别适用于高精度背景检测和显著性估计,且运行速度快,对遥感图像中目标的检测效果较好。但 RBD 模型依然存在一些问题,例如,易检测出某些干扰区域、小目标易漏检、海杂波等干扰易造成误判等。针对上述问题,本文提出自适应稳健背景的显著性优化(self-adaption RBD)算法,可以实现复杂海况下遥感图像舰船目标检测。

2 RBD 模型原理

RBD 模型通过衡量区域 R 与图像边界的连接

程度进行目标检测,可以实现复杂背景检测,其运行速度快、检测精度高,具有很好的稳健性,检测模型如图 1 所示。

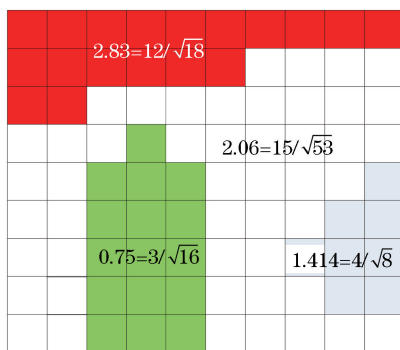


图 1 RBD 检测模型

Fig. 1 RBD detection model

首先,通过背景测量将具有相同边界特性的像素点相连,定义相连的像素点所组成的区域为边界连通区域,公式表示为

$$B_c(R) = \frac{|\{p \mid p \in R, p \in B_{nd}\}|}{\sqrt{|\{p \mid p \in R\}|}}, \quad (1)$$

式中: B_c 为区域 R 与图像边界的连接程度; B_{nd} 为图像边界块集合; p 为图像块。(1)式给出了边界上的区域周长(面积)与区域的整体周长(面积)的平方比率,使用区域平方根实现了尺度不变性,使其在不同情况下保持稳定。

为计算方便,模型使用 SLIC (simple linear iterative clustering)^[17]超像素分割方法,将图像抽象为一组近似规则的超像素,连接所有相邻超像素,利用最短路径构造一个相似度。

然后,根据相似度量结果,计算区域面积,公式表示为

$$A_{rea}(p) = \sum_{i=1}^N \exp\left[-\frac{d_{geo}^2(p, p_i)}{2\sigma_{clr}^2}\right] = \sum_{i=1}^N S(p, p_i), \quad (2)$$

式中: d_{geo} 表示从 p 到 p_i 的最短路径,其衡量超像素块 p 与 p_i 之间的相似度; i 为超像素块编号; N 为超像素分割的数量;参数 σ_{clr}^2 为所有 p 到 p_i 最短路径的方差, $\sigma_{clr} = 10$; S 为图像块的面积,当 p 与 p_i 在同一区域内时, $S(p, p_i) = 1$, 否则 $S(p, p_i) \approx 0$ 。

同样地,根据相似度量结果,计算连通区域的边界长度,则有

$$L_{bnd}(p) = \sum_{i=1}^N S(p, p_i) \cdot \delta, p_i \in B_{nd}. \quad (3)$$

当超像素在图像边界时, $\delta(i) = 1$; 否则, $\delta(i) = 0$ 。

最后,利用边界区域面积及长度,计算边界连通值,可得

$$B_c(p) = \frac{L_{\text{bnd}}(p)}{\sqrt{A_{\text{rea}}(p)}}。 \quad (4)$$

通常,图像中目标与背景的边界连通值区别明显:目标的连通值接近于0,而背景的连通值大于1,所以设定一个阈值即可分离目标与背景,进而得到显著性区域。

3 复杂海况下遥感图像小目标舰船检测模型

在复杂海况下的遥感图像中,目标相对较小,检测易受舰船尾迹、海杂波、薄云、油污等影响,传统的显著性检测方法耗时长、检测虚警率高。RBD模型可以有效抑制部分海况的影响,但虚警率仍然较高。本研究对RBD模型进行改进,利用顶帽算法(Tophat)对遥感图像进行预处理,抑制舰船尾迹、海杂波等干扰;对模型实现自适应超像素分割,检测小目标舰船,并抑制薄云、油污等影响,防止漏检;改进大津法(Otsu),从而提取目标。

3.1 顶帽算法预处理

舰船检测受环境影响较大,当存在海杂波时,海杂波的纹理影响舰船检测的精度,增加了虚警率。舰船在海上行驶时,船体后方会形成一段距离的尾迹,导致

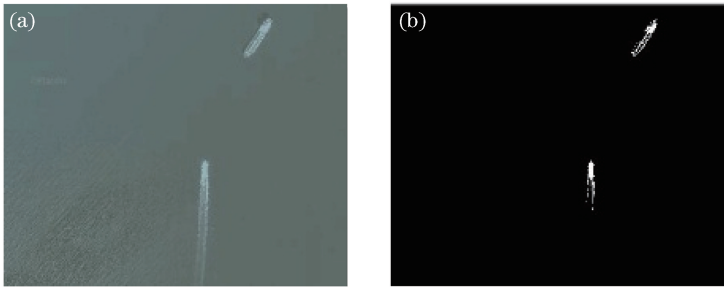


图2 顶帽算法预处理前后对比图。(a)原图;(b)顶帽算法预处理后

Fig. 2 Comparison of images before and after Tophat-algorithm preprocessing. (a) Original image; (b) after Tophat-algorithm preprocessing

3.2 基于自适应超像素分割的RBD模型

在RBD模型中,采用SLIC算法对遥感图像进行超像素分割。对于传统的SLIC分割算法,首先,找到初始化聚类中心,假设有 H 个像素点,分割为 K 个超像素,每个超像素的面积为 $S=H/K$,相邻种子点间的距离为 $D=\sqrt{H/K}$,选取 K 个初始种子;然后,进行相似度度量;最后,利用 K 均值聚类更迭聚类中心,将最相似的聚类中心赋给像素点,形成 K 个超像素。

上述方法存在分割数目固定的缺陷,其分割数

检测结果不精确。为了削弱海杂波、舰船尾迹等对舰船检测结果的影响,利用顶帽算法抑制海杂波和舰船尾迹,该算法很好地保留了舰船目标的细节特征,可以有效去除局部不均匀,从而得到目标和背景对比度较大的图像,提高检测性能,顶帽算法流程如下。

设输入图像为 $g(x, y)$, x, y 为图像空间坐标,结构元为 $b(u, v)$, u, v 为图像元素, D_g, D_b 为 g 和 b 的定义域, b 对 g 进行的灰度腐蚀记为

$$g \ominus b(x, y) = \min\{g(x+u, y+v) - b(u, v) \mid (x+u), (y+v) \in D_g, (u, v) \in D_b\}, \quad (5)$$

b 对 g 进行的灰度膨胀记为

$$g \oplus b(x, y) = \max\{g(x+u, y+v) + b(u, v) \mid (x+u), (y+v) \in D_g, (u, v) \in D_b\}, \quad (6)$$

b 对 g 的开运算记为 $g \circ b$,定义为

$$g \circ b = (g \ominus b) \oplus b, \quad (7)$$

式中: \ominus 为灰度腐蚀。顶帽变换就是从原图中减去开运算,假设 $f(x, y)$ 为输出图像,则顶帽变换的定义式为

$$f = g - (g \circ b)。 \quad (8)$$

图2所示为经过顶帽算法预处理后的结果图,从图中可以看出,该算法很好地抑制了海杂波以及舰船的尾迹。

量 K 人为设定, K 值一旦确定,将不会改变。例如,对于小目标,当 K 值较小时,超像素面积 S 以及相邻种子间距离 D 值较大,会产生欠分割现象,进而导致检测效果较差或检测不到目标;而当 K 值较大时, S 以及 D 值较小,会产生过分割现象,因此,在未准确获知先验知识的情况下,SLIC算法实用性较低,本研究对RBD模型进行改进,使 K 值自适应不同的遥感图像。

首先,定义吸引函数 $r(j, k)$ 表示像素点 k 吸引

像素点 j 作为其聚类中心的可能性,公式为

$$r(j, k) = s(j, k) - \max_{k' \neq k} \{a(j, k') + s(j, k')\}, \quad (9)$$

式中: $s(j, k) = -d(j, k)$ 表示 j, k 点之间的相似度, $d(j, k)$ 表示 j, k 点之间的相似度的负值; k' 为非像素 k 的点; $s(j, k') = -d(j, k')$ 表示 j 点与非 k 点 (k') 之间的相似度; $a(j, k')$ 表示像素点 j 与非 k 点的归属函数。

然后,定义归属函数 $a(j, k)$ 表示像素点 j 选择

像素点 k 作为其中心的可能性,公式为

$$a(j, k) = \begin{cases} \min_{j \neq k} \{0, r(k, k) + \sum_{j' \neq j, k} \max[0, r(j', k)]\}, & j \neq k, \\ \sum_{j' \neq k} \max[0, r(j', k)], & j = k \end{cases}, \quad (10)$$

式中: $r(k, k)$ 为像素点 k 的自身吸引函数; $r(j', k)$ 为非 j 点 (j') 与像素点 k 的吸引函数。

$$r^{(t)}(j, k) = \lambda r^{(t-1)}(j, k) + (1 - \lambda) \{s(j, k) - \max_{k' \neq k} [a^{(t-1)}(j, k') + s(j, k')]\}, \quad (11)$$

$$a^{(t)}(j, k) = \begin{cases} \lambda a^{(t-1)}(j, k) + (1 - \lambda) \min_{j \neq k} \{0, r^{(t-1)}(k, k) + \sum_{j' \neq j, k} \max[0, r^{(t-1)}(j', k)]\}, & j \neq k \\ \lambda a^{(t-1)}(j, k) + (1 - \lambda) \left\{ \sum_{j' \neq k} \max[0, r^{(t-1)}(j', k)] \right\}, & j = k \end{cases}, \quad (12)$$

式中: λ 为阻尼系数,目的是避免数据振荡; t 为迭代次数。

改进算法利用吸引函数与归属函数传递消息,吸引函数和归属函数的迭代关系如(11)式、(12)式所示。吸引函数与归属函数之和越大,说明 k 作为聚类中心的可能性越大, j 属于该类的可能性就越大,这样该点被更新为新的聚类中心,其与当前聚类中心的位置以及个数无关,仅取决于

信息传递的能量分布。经过多次迭代,聚类中心的位置不再变化时,停止迭代,聚类中心数及其位置即可自适应确定,将最相似的聚类中心赋给像素点,形成 K 个超像素,即实现了自适应超像素分割。固定 K 值与自适应 K 值的分割舰船对比结果如图 3 所示,原超像素分割方法与自适应超像素分割方法的应用于 RBD 模型的舰船检测对比结果如图 4 所示。

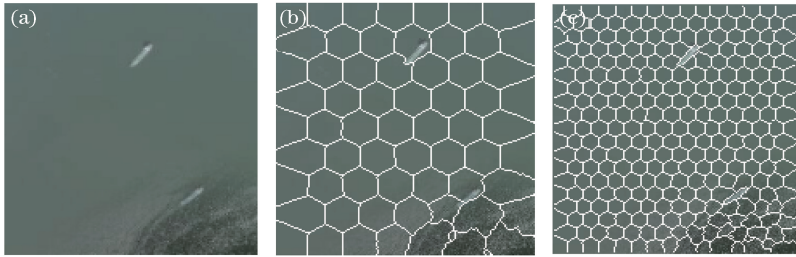


图 3 固定 K 值与自适应 K 值的分割舰船对比图。(a)原图;(b)固定 K 值;(c)自适应 K 值

Fig. 3 Comparison of segmented ships with fixed K value and adaptive K value. (a) Original image; (b) fixed K value; (c) adaptive K value

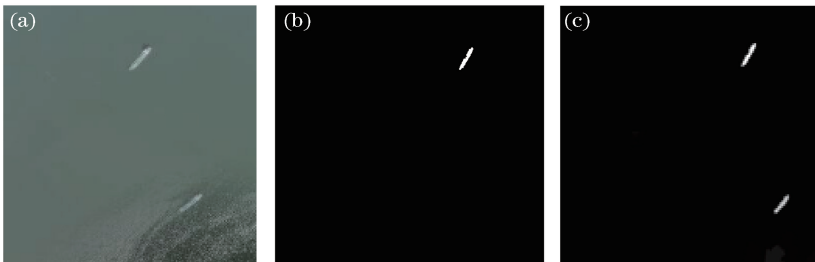


图 4 RBD 模型与改进后的 RBD 模型舰船检测对比。(a)原图;(b) RBD;(c)改进后的 RBD 模型

Fig. 4 Comparison of ship detection from RBD model and improved RBD model. (a) Original image; (b) RBD model; (c) improved RBD model

3.3 基于 Sobel 边缘检测的 Otsu 分割算法

得到舰船显著图后,采用分割算法对图片进行分割,即可得到舰船所在位置。传统的 Otsu 算法^[18]利用最优阈值将原图像分为前景与背景两部分,这两部分的类间方差越大或类内方差越小,说明差别越大,最优阈值为目标与背景离图像中心最远时对应的灰度值。而在遥感图像的舰船检测中,同一目标内部的灰度值变化微弱,不同目标之间的灰度值变化明显,传统的 Otsu 算法最佳阈值判别准则函数已经不再适用。而且,舰船检测通常存在海杂波影响,图像不均匀,而 Otsu 算法仅适用于目标与背景分布均匀的图像。因此,在传统的 Otsu 算法基础上,结合遥感图像的特点,对算法进行改进,提出基于 Sobel 边缘检测的 Otsu 分割算法。传统的 Otsu 分割算法公式为

$$\sigma_B^2 = W_0 (U_0 - U_T)^2 + W_1 (U_1 - U_T)^2, \quad (13)$$

$$t = \arg\left\{ \max_{0 \leq t \leq L-1} \sigma_B^2(t) \right\}, \quad (14)$$

式中: σ_B^2 为类间方差; W_1 、 W_0 分别表示背景和目标的灰度概率分布; U_1 、 U_0 分别表示背景和目标的平均值; U_T 表示背景与目标的总平均值; t 为最优阈值; L 为像素的灰度级。

由于海面舰船目标较小,目标与背景之间的边界不清晰,计算图像中所有灰度值并不准确,传统的 Otsu 分割算法在背景中分割目标时效果较差。因此,利用 Sobel 边缘算子进行边缘检测,与其他算子相比,Sobel 算子具有更好的抗噪能力,边缘误差少且质量高。本文算法主要包括两个步骤:1)利用 Sobel 算子提取图片中边缘的灰度信息,得到边缘区域;2)对边缘区域进行 Otsu 分割。改进算法的步骤如下。

假设原始图像为 $f(x, y)$, Sobel 算子得到边缘的二进制图像为 $p(x, y)$, 目标像素值为 255, 其他为 0。由 $p(x, y)$ 可知,边缘图像 $f'(x, y)$ 为

$$f'(x, y) = p(x, y) \cdot f(x, y). \quad (15)$$

对边缘图像中像素值不为 0 的区域进行 Otsu 分割,选取合适的 t 值,利用 Otsu 算法即可得到目标所在位置。

本文算法采用局部代表性像素而非原始图像中的所有像素计算阈值 t , 这样可以降低阈值计算的复杂度,减少耗时。此外,改进算法还提高了检测精度,因为其减少了噪声像素的影响以及强度的不均匀性。改进后的舰船检测对比结果如图 5 所示。

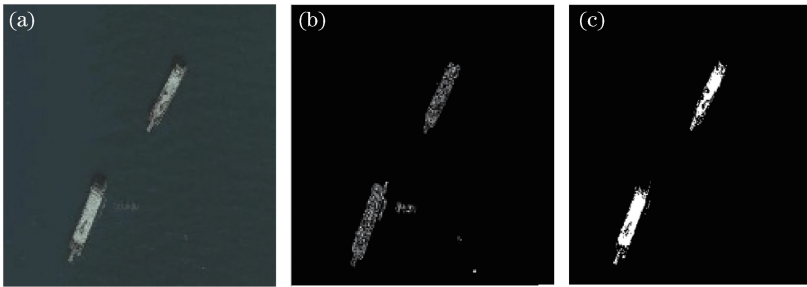


图 5 改进前后 Otsu 分割算法对比。(a)原图;(b) Otsu 算法;(c)改进后 Otsu 算法

Fig. 5 Comparison of Otsu segmentation algorithms before and after improvement. (a) Original image; (b) Otsu algorithm; (c) improved Otsu algorithm

4 实验结果与分析

为验证本文算法的优越性,对复杂海况下遥感图像舰船目标进行检测,并与其他显著性检测算法进行对比。实验选用 45 幅图片,均来源于 Google Earth 和美国 Digital Globe 公司的 Quick Bird 卫星,分辨率为 0.61 m,所用软件平台为 Matlab 2014a 和 Visual Studio 2010,计算机配置为 Intel 3.10 GHz CPU, 4 GB 内存。

4.1 显著性检测

对比存在海杂波、油污、薄云情况的海面以及简单海面下, CA、COV、GS^[19] (Geodesic Saliency)、

MR^[20] (Manifold Ranking)、SF^[21] (Saliency Filters)、RBD 和本文算法对遥感图像舰船的检测结果,同时对小目标舰船进行检测,结果如图 6~10 所示。

由图 6 可知,在简单海面且无舰船尾迹的情况下, CA、GS、SF 以及本文模型可以精确检测到目标;而 COV、MR、RBD 模型存在漏检现象,且 COV 模型存在虚警现象。

由图 7 可知,在海杂波且有舰船尾迹的情况下, CA、GS 模型虽然精确检测到了目标,但同时检测到舰船尾迹; COV、MR、SF、RBD 模型均不能完整检测到目标;本文模型很好地抑制了海杂波及舰船尾迹,且检测结果精确。

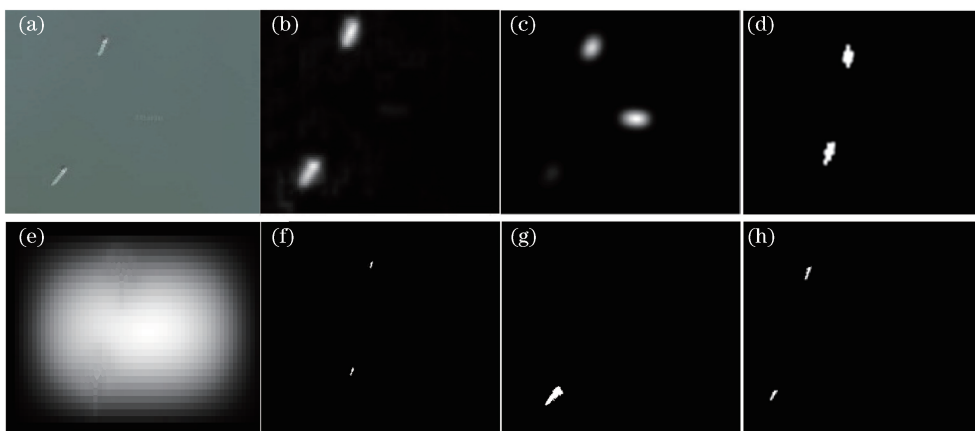


图 6 简单海面下无尾迹各种算法显著图。(a)原图;(b) CA;(c) COV;(d) GS;(e) MR;(f) SF;(g) RBD;(h)本文算法
 Fig. 6 Saliency images without wakes of detections by various algorithms on simple sea surface. (a) Original image;
 (b) CA algorithm; (c) COV algorithm; (d) GS algorithm; (e) MR algorithm; (f) SF algorithm; (g) RBD
 algorithm; (h) proposed algorithm

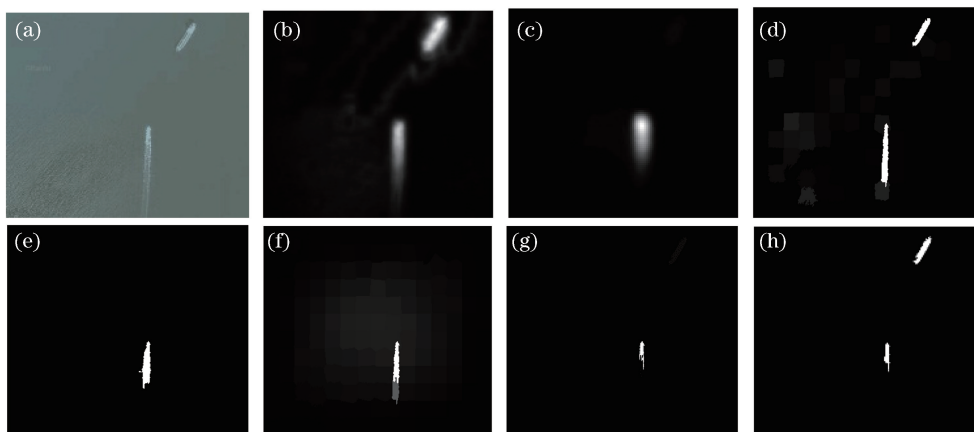


图 7 海杂波下有尾迹各种算法显著图。(a)原图;(b) CA;(c) COV;(d) GS;(e) MR;(f) SF;(g) RBD;(h)本文算法
 Fig. 7 Saliency images with wakes of detections by various algorithms on sea clutter. (a) Original image; (b) CA algorithm;
 (c) COV algorithm; (d) GS algorithm; (e) MR algorithm; (f) SF algorithm; (g) RBD algorithm; (h) proposed algorithm

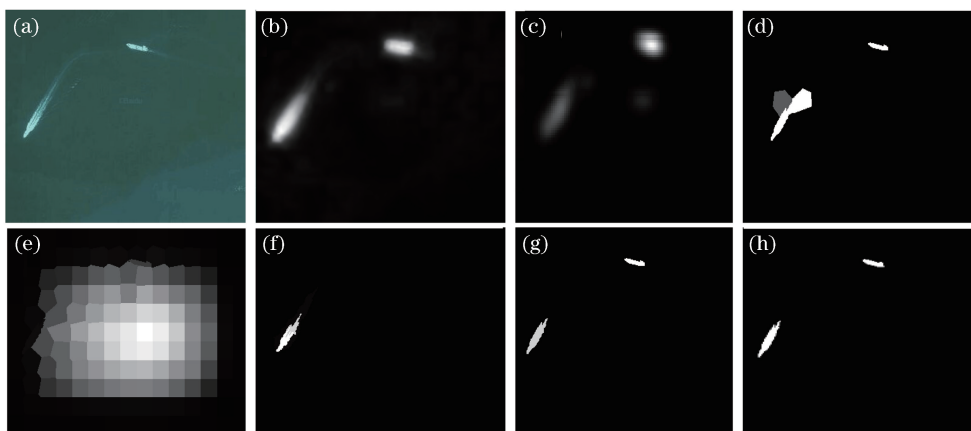


图 8 油污海面上各种算法显著图。(a)原图;(b) CA;(c) COV;(d) GS;(e) MR;(f) SF;(g) RBD;(h)本文算法
 Fig. 8 Saliency images of detections by various algorithms on oily sea surface. (a) Original image; (b) CA algorithm;
 (c) COV algorithm; (d) GS algorithm; (e) MR algorithm; (f) SF algorithm; (g) RBD algorithm; (h) proposed algorithm

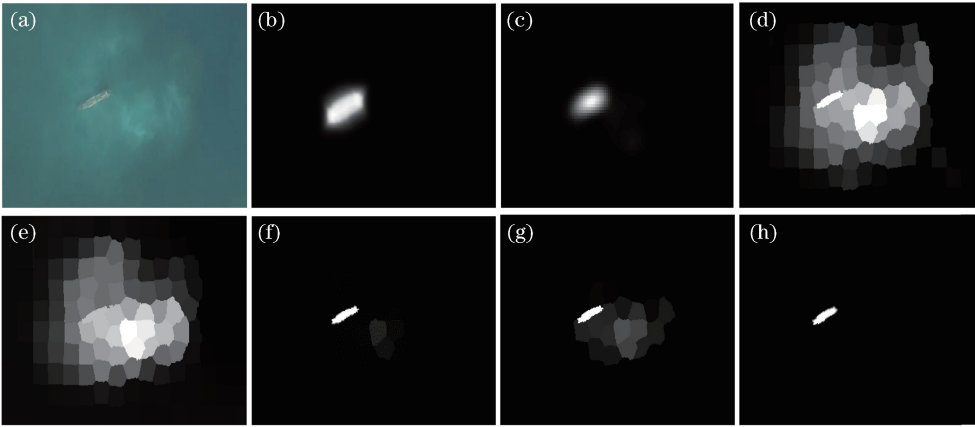


图9 薄云情况下各种算法检测图。(a)原图;(b) CA;(c) COV;(d) GS;(e) MR;(f) SF;(g) RBD;(h)本文算法

Fig. 9 Saliency images of detections by various algorithms under thin clouds. (a) Original image; (b) CA algorithm; (c) COV algorithm; (d) GS algorithm; (e) MR algorithm; (f) SF algorithm; (g) RBD algorithm; (h) proposed algorithm

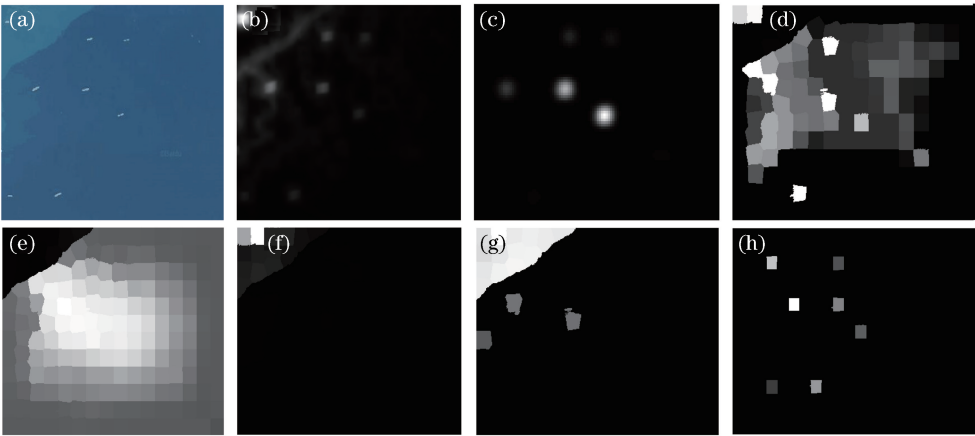


图10 小目标舰船各种算法检测图。(a)原图;(b) CA;(c) COV;(d) GS;(e) MR;(f) SF;(g) RBD;(h)本文算法

Fig. 10 Saliency images of small ship detection by various algorithms. (a) Original image; (b) CA algorithm; (c) COV algorithm; (d) GS algorithm; (e) MR algorithm; (f) SF algorithm; (g) RBD algorithm; (h) proposed algorithm

由图8可知,在油污的海面上,MR模型几乎完全失效;GS模型未能很好地抑制油污;而CA、COV、RBD以及本文模型检测效果较好,但COV模型对比度较低,不利于后续分割;SF模型存在漏检现象。

如图9可知,在薄云情况下,SF、RBD模型对云层抑制效果较差,可检测到部分云层;GS、MR模型几乎完全失效;CA、COV以及本文模型可以很好地抑制云层,但CA、COV模型检测效果较模糊。

图10给出了小目标舰船检测的结果,GS、MR、SF均未能检测到目标;CA、COV、RBD可以检测出部分目标,且RBD模型检测到部分海上背景;本文模型很好地抑制了海面背景,检测精度较高。

通过实验分析可知,无论是在简单海况下,还是在存在海杂波、薄云等情况下,本文算法效果均优于其他

模型,适用于复杂海况下遥感图像小目标舰船检测。

4.2 显著性检测评价实验

通过上述实验结果可知,本文模型优于其他模型,但还需对目标鉴别后的检测性能进行测试。选择45张图片,共238只舰船,利用准确率 P_{recision} 、召回率 R_{ecall} 及综合评价指标 $F\text{-Measure}(F_{\text{Measure}})$ 作为评价标准,验证模型的优势。

准确率为正确检测的舰船数与检测总数之比,表示正确预测的正样本数与所有预测正样本之比; R_{ecall} 为正确预测的正样本数与真实正样本总数之比; F_{Measure} 为 P_{recision} 和 R_{ecall} 的加权调和平均。定义分别为

$$P_{\text{recision}} = \frac{T_p}{T_p + F_p} \times 100\%, \quad (16)$$

$$R_{\text{ecall}} = \frac{T_p}{T_p + F_N} \times 100\%, \quad (17)$$

$$F_{\text{Measure}} = \frac{(1 + \beta^2) P_{\text{recision}} R_{\text{ecall}}}{\beta^2 P_{\text{recision}} + R_{\text{ecall}}}, \quad (18)$$

式中: T_p 表示检测正确的数目; F_p 表示虚警数; F_N 表示漏检数; β^2 用来平衡准确率与召回率, $\beta^2 = 1$ 。

图 11 所示为 7 种模型的定量分析结果。由图 11 结果可知, 本文模型的准确率(91.20%)比 RBD 模型准确率(76.92%)高 14.28%; 召回率(79.31%)比 COV(65.00%)高 14.31%。从综合评价指标来看, 本文模型结果最优(84.00%), 由于预处理、自适应超像素分割算法抑制了云雾、油污等干扰, 模型的准确率与召回率较高; 其次是 RBD 模型(68.70%)、CA(60.38%)与 SF(56.52%)模型; GS(39.57%)、MR(32.38%)模型最差。

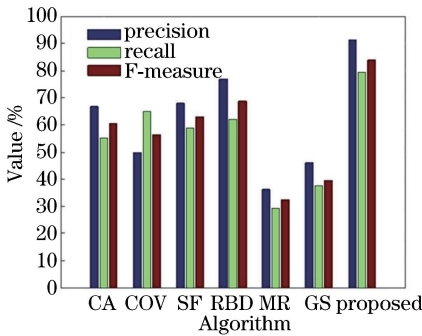


图 11 不同方法的显著性检测结果对比

Fig. 11 Comparison of saliency detection results by different algorithms

4.3 显著性检测耗时实验

在复杂海况下, 能否快速检测也是研究的重点之一, 各种模型的检测时间如表 1 所示。

表 1 不同模型的运行时间

Table 1 Running time of different models s

Algorithm	Fig. 4	Fig. 5	Fig. 6	Fig. 7	Fig. 8
CA	37.9	40.2	40.8	39.7	41.6
COV	23.1	25.0	25.8	24.9	26.2
SF	11.5	12.3	12.8	11.7	13.9
MR	6.9	7.2	7.5	7.0	7.8
GS	6.5	7.6	7.3	6.9	7.6
RBD	7.8	8.3	8.5	8.0	8.8
Proposed	11.2	12.1	12.5	11.9	13.2

从表 1 可看出, CA 模型耗时最长; 其次是 COV 模型; GS 模型耗时最短; SF 与本文模型运行时间相近。由于本文模型增加了预处理、自适应超像素分割等, 运行时间增加, 但相比于 CA、COV 等模型, 仍具有很大优势。

5 结 论

通过预处理遥感图像, 利用改进 RBD 模型实现

自适应超像素分割, 并在 Otsu 分割算法中, 融入 Sobel 算子边缘检测, 实现了快速提取目标和复杂海况下遥感图像舰船目标检测。实验结果表明, 本文模型具有良好的检测效果, 遥感图像舰船检测准确率为 91.20%, 召回率为 79.31%, 综合评价指标为 84%。但该模型在运行效率上仍有待提高, 下一步研究重点为模型的加速优化。

参 考 文 献

- [1] Shi Z W, Yu X R, Jiang Z G, *et al.* Ship detection in high-resolution optical imagery based on anomaly detector and local shape feature [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(8): 4511-4523.
- [2] Liu J, Yang J, Pang R F, *et al.* A method for fast ship detection and recognition in sea-sky background based on multi-scale feature cluster [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2016, 41(1): 111-116.
刘进, 杨洁, 庞瑞帆, 等. 一种基于多尺度特征簇的舰船目标快速定位与识别方法 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2016, 41(1): 111-116.
- [3] Sun X W, Xu Q S, Cai Y, *et al.* Sea sky line detection based on edge phase encoding in complicated background [J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(11): 1110002.
孙熊伟, 徐青山, 蔡熠, 等. 基于边缘相位编码的复杂背景下海天线检测 [J]. 光学学报, 2017, 37(11): 1110002.
- [4] Yang G, Li B, Ji S F, *et al.* Ship detection from optical satellite images based on sea surface analysis [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2014, 11(3): 641-645.
- [5] Liu N B, Ding H, Tian Y H, *et al.* Target detection method in sea clutter based on combined fractal characteristics [J]. Aero Weaponry, 2018(2): 38-42.
刘宁波, 丁昊, 田永华, 等. 基于组合分形特征的海杂波中目标检测方法 [J]. 航空兵器, 2018(2): 38-42.
- [6] Hu J, Gao J B, Posner F L, *et al.* Target detection within sea clutter: a comparative study by fractal scaling analyses [J]. Fractals, 2006, 14(3): 187-204.
- [7] Borji A, Cheng M M, Jiang H Z, *et al.* Salient object detection: a benchmark [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(12): 5706-5722.

- [8] Wang S Y, Wang S, Zhang L B. A road extraction algorithm with saliency analysis in high-resolution remote sensing images[J]. *Acta Optica Sinica*, 2015, 35(s2): s210001.
王士一, 王双, 张立保. 一种结合显著性分析的高分辨率遥感图像道路提取算法[J]. *光学学报*, 2015, 35(s2): s210001
- [9] Zhang L B, Zhang J. A new adaptive fusion method based on saliency analysis for remote sensing images [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2015, 42 (1): 0114001.
张立保, 章珏. 基于显著性分析的自适应遥感图像融合[J]. *中国激光*, 2015, 42(1): 0114001.
- [10] Itti L, Koch C, Niebur E. A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1998, 20(11): 1254-1259.
- [11] Goferman S, Zelnik-Manor L, Tal A. Context-aware saliency detection[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(10): 1915-1926.
- [12] Erdem E, Erdem A. Visual saliency estimation by nonlinearly integrating features using region covariances[J]. *Journal of Vision*, 2013, 13(4): 11.
- [13] Bruce N D B, Tsotsos J K. Saliency based on information maximization [C] // *Proceedings of the 18th International Conference on Neural Information Processing Systems*, December 5-8, 2005, Vancouver, British Columbia, Canada. Cambridge: MIT Press, 2005: 155-162.
- [14] Hou X D, Zhang L Q. Saliency detection: a spectral residual approach [C] // *2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, June 17-22, 2007, Minneapolis, MN, USA. New York: IEEE, 2007.
- [15] Wang L Z, Wang L J, Lu H C, *et al.* Saliency detection with recurrent fully convolutional networks [M] // *Leibe B, Matas J, Sebe N, et al. Computer vision-ECCV 2016. Lecture notes in computer science*. Cham: Springer, 2016, 9908: 825-841.
- [16] 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.
- [17] Hao G T, Du X P, Song J J, *et al.* Reconstruction of scannerless 3D LIDAR range image based on the adaptive block grayscale-range Markov random filed model with optimizing weights [J]. *Acta Optica Sinica*, 2015, 35(8): 0811001.
郝刚涛, 杜小平, 宋建军, 等. 基于权值优化分块自适应灰度-距离 Markov 随机场的无扫描 3D 激光雷达距离图像重构[J]. *光学学报*, 2015, 35(8): 0811001.
- [18] Sehgal S, Kumar S, Bindu M H. Remotely sensed image thresholding using OTSU & differential evolution approach [C] // *2017 7th International Conference on Cloud Computing, Data Science & Engineering - Confluence*, January 12-13, 2017, Noida, India. New York: IEEE, 2017: 138-142.
- [19] 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*. Berlin, Heidelberg: Springer, 2012, 7574: 29-42.
- [20] 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.
- [21] Perazzi F, Krähenbühl P, Pritch Y, *et al.* Saliency filters: contrast based filtering for salient region detection [C] // *2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, June 16-21, 2012, Providence, RI, USA. New York: IEEE, 2012: 733-740.