

# 四波段多光谱遥感图像的船舶目标显著性检测

王文胜<sup>1\*</sup>, 黄民<sup>1</sup>, 李天剑<sup>1</sup>, 胡欢<sup>1</sup>, 毕国玲<sup>2</sup>

<sup>1</sup>北京信息科技大学机电工程学院, 北京 100192;

<sup>2</sup>中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033

**摘要** 针对复杂背景下船舶目标检测率低和光学遥感传感器的多光谱近红外(NIR)波段利用率低的问题,提出一种四波段多光谱遥感图像船舶目标显著性检测算法。所提算法利用四波段遥感数据中可见光波段图像的色彩内容饱满、NIR 图像细节突出的特点,首先将可见光蓝、绿、红三通道图像变换到 CIE-Lab 色彩空间;然后对 NIR 图像进行非下采样轮廓波变换分解,对得到的高频分量进行非线性增强,以抑制噪声并增强细节,对低频分量进行反锐化掩模处理增强,以改善图像亮度的均匀性,并将高频分量和低频分量与 Lab 空间的亮度图像相结合,得到新的 Lab 图像;最后利用最大对称环绕模型对 Lab 图像进行显著性分析,得到船舶目标的显著性图像。实验结果表明,所提算法能够充分抑制云层、海浪尾迹等杂波干扰的复杂背景信息,同时在低对比度背景下能够突出船舶目标,具有高的查准率和查全率。

**关键词** 遥感; 图像处理; 多光谱遥感; 显著性检测; 船舶检测

中图分类号 TP751

文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS202040.1728001

## Saliency Detection for Ship Targets on Four-Band Multi-Spectral Remote Sensing Images

Wang Wensheng<sup>1\*</sup>, Huang Min<sup>1</sup>, Li Tianjian<sup>1</sup>, Hu Huan<sup>1</sup>, Bi Guoling<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Mechanical Electrical Engineering School, Beijing Information Science & Technology University, Beijing 100192, China;

<sup>2</sup>Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun, Jilin 130033, China

**Abstract** To solve the problems of low ship-target detection rate and low multi-spectral near-infrared (NIR) band utilization rate of optical remote sensors in complex background, a novel algorithm for saliency detection of ship targets based on four-band multi-spectral remote sensing images is proposed. The proposed algorithm employs the features of visual images in four-band remote sensing data that have rich color information as well as NIR images that have good ability to describe details. First, the three bands of blue, green, and red images are transformed into the CIE-Lab color space. Then, the NIR image is decomposed via the non-subsampled contourlet transform. The obtained high-frequency components are nonlinearly enhanced to suppress noise and enhance details, and the low-frequency components are enhanced via unsharp masking to improve the uniformity of image brightness. The high-frequency components and low-frequency components are combined with the brightness images in Lab space to obtain a new Lab image. Finally, the maximum symmetric surround model is applied to the new Lab image to obtain a saliency image of the ship target. The experimental results show that the proposed algorithm can fully suppress the complex background information of clutter interferences, such as cloud waves and sea wakes, and it also can highlight ship targets in low contrast backgrounds. The proposed algorithm has good precision and recall.

**Key words** remote sensing; image processing; multispectral remote sensing; saliency detection; ship detection

**OCIS codes** 280.4788; 100.2000; 110.4234

收稿日期: 2020-04-28; 修回日期: 2020-05-02; 录用日期: 2020-05-29

基金项目: 国家自然科学基金(61801455)、北京市科技计划课题(Z191100001419009)、北京市属高校高水平创新团队建设计划(IDHT20180513)、北京信息科技大学学校科研基金(1925003)

\* E-mail: ws\_wang1128@126.com

# 1 引 言

随着各国卫星遥感技术的发展,采用光学遥感的方式对海洋进行监测成为了一种重要的监测手段。利用光学遥感图像对海洋目标船舶进行检测时,往往会遇到在复杂背景下的目标检测问题。由于海洋背景不是一成不变的,受天气影响,会有海浪、云雾等干扰,另外在不同时刻,光照也影响成像的亮度值,这些都会造成船舶的检测背景复杂多变。利用光谱信息,在复杂背景下提取海洋船舶目标的显著性可以为船舶检测提供很大的方便。

目前,国内外有许多军事及商业可见光遥感相机搭载了可见光全色探测器和四波段的多光谱探测器。在军事方面,多型号军事遥感卫星都搭载了全色单通道探测器和四波段多光谱探测器。同时,国内商业民用遥感卫星近几年蓬勃发展,如最近发射的吉林一号卫星系列中的高分 02A 星(2019 年 11 月 13 日)和 02B 星(2019 年 12 月 07 日)、中巴地球资源卫星 04A 星(2019 年 12 月 20 日)、吉林一号宽幅相机(2020 年 1 月 15 日)、高分十二号卫星中的高分相机(2019 年 11 月 28 日)等,目前数据比较普及的高分一号、高分二号、资源三号等早期发射的卫星及一些微小光学遥感卫星(珠海一号、海南一号等)也是搭载了全色单波段探测器及四波段多光谱探测器。国外一些耳熟能详的商业遥感卫星如 QuickBird、SPOT 系列等亦是如此。但基于可见光遥感图像的船舶检测算法大部分都是针对全色波段图像的,很少利用到包含近红外(NIR)波段的四波段数据<sup>[1-6]</sup>。显著性检测算法往往通过计算图像各像素与邻域像素之间的对比度来实现目标的显著性检测。然而,传统的显著性检测算法难以应对复杂场景,如存在所占比例较低的小目标、存在多个目标及背景干扰严重等复杂情形。常用的图像显著性检测算法有快速场景分析显著模型<sup>[7]</sup>、AC 算法<sup>[8]</sup>、频率调谐(FT)显著法<sup>[9]</sup>、谱残差(SR)法<sup>[10]</sup>、基于图论的视觉显著性(GBVS)算法<sup>[11]</sup>等。此类算法在目前制作的固定生活场景数据集中检测效果良好,同时还应运而生了很多改进算法来解决经典算法在特定场景中出现的特殊问题。

在已有的显著性检测算法提出后,有学者尝试对现有显著性检测算法进行改进并将其应用于遥感图像<sup>[12-15]</sup>。其中有部分是针对船舶检测的,Qi 等<sup>[16]</sup>提出一种基于傅里叶变换的显著性目标检测算法,该算法利用相位谱来获取船舶目标的全局显

著图。丁鹏等<sup>[17]</sup>利用顶帽算法对原图进行简单的图像预处理,以抑制云层、油污的干扰,然后通过提取目标的特征来构成四元数图像并对船舶目标进行显著性检测,然后利用二值分割算法确定舰船所在的区域,并在原图上标定、提取舰船目标。此类针对遥感图像的改进显著性检测算法大部分研究的是单一通道的全色遥感图像,很少涉及到多光谱图像或近红外图像。文献<sup>[18]</sup>也提出一种单纯利用近红外图像颜色和纹理特征的显著性检测算法,该算法采用有效的颜色成分分析和纹理表示算法来产生更精确的结果。但这种算法并未考虑近红外图像本身的特性,忽略了光谱信息对显著性的影响,只是单纯地增加了一维图像数据。

综上所述,本文提出一种结合最大对称环绕(MSS)模型<sup>[19]</sup>与非下采样轮廓波变换(NSCT)<sup>[20]</sup>的显著性检测算法。针对 RGB-NIR 四通道多光谱遥感图像对船舶目标进行显著性检测分析。首先,将四波段中的可见光 RGB 通道图像转换到 CIE-Lab 空间。然后,利用 NSCT 算法分别对 Lab 空间的可见光图像的亮度通道图与 NIR 图像进行变换提取,得到高频和低频分量,利用 NIR 图像细节特征明显的特点分别对 NIR 图像的高频信息和可见光图像的低频信息进行非线性增强和反锐化掩模处理,并结合得到的高、低频信息,得到新的 Lab 图像。最后,对得到的新的 Lab 图像进行显著性检测处理,得到显著图像。

## 2 相关理论

### 2.1 MSS 显著性检测原理

对遥感图像的显著性检测不同于生活中的图像,生活中图片目标往往位于图片中心位置且前景目标占比较大,而遥感图像中目标位置是不确定的,同时船舶目标相对背景而言区域很小。当海洋背景复杂时,存在一定干扰,往往会影响船舶目标的检测,对其进行目标显著性分析有利于后续目标的检测和提取。MSS 算法在针对背景复杂、显著区域不是位于图像中心区域的图像时的显著性检测具有很好的效果。

MSS 算法是一种计算量小同时效果良好的图像显著性检测算法。该算法对图像中每个像素对应的显著区域进行划分,如图 1 所示,圆形像素点对应的环绕区域为其周围虚线框包围区域,三角形像素点对应的环绕区域为其周围虚线框包围区域,通过为每个像素(作为中心)选择对称环绕,使用的区域为 MSS 的子图像。MSS 是一个以目标像素为其自

身子图像的中心,即方形像素点,以整个图像边界为限制的最大矩形子图像。

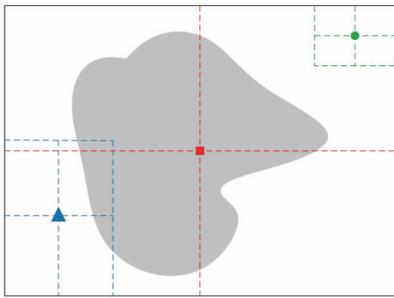


图 1 MSS 模型示意图

Fig. 1 Diagram of MSS model

对于一幅尺寸为  $w \times h$  的图像  $I(i, j)$ , MSS 算法定义图像像素的显著值为

$$S(x, y) = \| I_{\mu}(x, y) - I_{\omega}(x, y) \|, \quad (1)$$

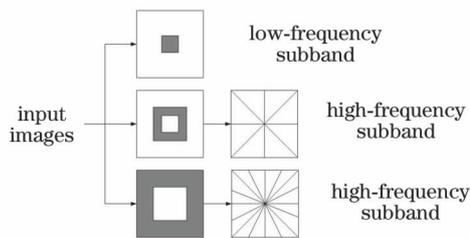
式中:  $\| \cdot \|$  为 L2 范数,即欧氏距离; $I_{\omega}(x, y)$  为 Lab 图像经过一个高斯滤波平滑后的图像; $I_{\mu}(x, y)$  为 Lab 空间中像素点  $(x, y)$  环绕区域的特征均值,具体公式为

$$I_{\mu}(x, y) = \frac{1}{S} \sum_{i=x-x_0}^{x+x_0} \sum_{j=y-y_0}^{y+y_0} I(i, j), \quad (2)$$

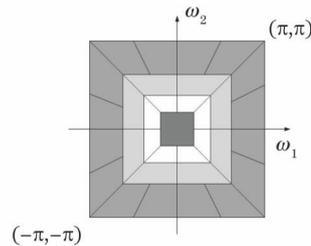
式中: $S$  为环绕区域面积; $x_0, y_0$  为环绕区域边长。

像素点对应的最大环绕区域为图 1 中虚线框区域,其边长  $x_0, y_0$  和面积  $S$  的计算公式分别为

$$\begin{cases} x_0 = \min(x, w - x) \\ y_0 = \min(y, h - y) \\ S = (2 \times x_0 + 1)(2 \times y_0 + 1) \end{cases} \quad (3)$$



(a) non-sampled directional filter



(b) ideal frequency decomposition

图 2 NSCT 示意图

Fig. 2 Diagram of NSCT

### 3 NSCT-MSS 的多光谱遥感图像显著性检测算法

#### 3.1 NSCT-MSS 算法流程

往往光学遥感图像的对比度较低,尤其是海洋区域,船舶等目标有时不是很突出。与可见光图像相比,近红外图像更能体现出图像细节,对于图像增强具有重要意义。不同的地物目标在不同的波段下

求最大环绕区域  $I_{\mu}(x, y)$  的过程是一种自适应的过程,其可以对目标边缘及内部的能量进行平均,而背景区域低能量得到抑制。所以 MSS 算法可以有效地将遥感图像中的高能量目标区域显著出来,同时抑制低能量的海洋背景,但在高频信息较多的复杂背景下,会出现目标不显著的结果。

#### 2.2 NSCT 原理

NSCT 主要由两部分组成,即非下采样金字塔滤波器组 (NSPFB) 和非下采样方向滤波器组 (NSDFB)。NSCT 对局部的处理效果明显,同时还具有一定的平移不变性,可以很好地描述图像的细节,并且通过分解得到的各子带图像与原图像尺寸相同,可以很好地得到图像的细节内容和边缘信息。

对图像的 NSCT,是对 NSPFB 与 NSDFB 进行结合,从而得到多尺度多方向,其分解示意图如图 2 所示。首先使用 NSPFB 对输入的原图像进行第一级尺度分解,得到低频子带系数和带通子带系数,然后使用 NSDFB 对得到的带通子带系数进行多方向分解;再利用 NSPFB 对得到的第一级低频子带系数进行尺度分解,如此循环下去。所以 NSCT 的分解过程是分级进行的,每一级尺度下进行  $m_l$  级分解,然后得到  $1 + \sum_l 2^{m_l}$  个子带系数,这些子带系数中含有  $l$  个低频子带系数和  $\sum_l 2^{m_l}$  个高频子带系数,这样就把图像分成了低频子带和高频子带。

反映出不同的物理特征,其不同波段的成像结果也是不同的。单一全色波段图像反映在较宽波段范围的平均特征,单通道下同一个点只能对应一个像素的亮度值,而利用四波段进行显著性检测时,在不同波段下同一个点每个通道都能呈现出相应的亮度值,可以获得四维有效信息。尤其是近红外波段目标对比度最为突出,杂波背景会被

抑制,在进行显著性分析时,对目标突出的波段提取关键信息更有利于显著性检测。如图 3 所示,随着波长的增加,云雾等背景在逐渐被抑制,而船舶目标更加凸显出来。为了使船舶目标更加突出,

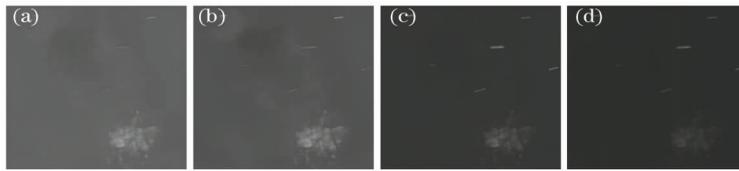


图 3 不同波段下的图像。(a) Blue 波段;(b) green 波段;(c) red 波段;(d) NIR 波段

Fig. 3 Images under different wavebands. (a) Blue band ; (b) green band ; (c) red band ; (d) NIR band

给定四通道多光谱输入图像后,首先将 RGB 三通道图像转换到 CIE-Lab 亮度-色度颜色空间,得到 1 个亮度  $L$  通道图像与 2 个色度  $a$  和  $b$  通道图像;然后利用 NSCT 算法分别对 NIR 通道图像和变换到 CIE-Lab 空间的亮度  $L$  通道图像进行变换,得到低频分量和高频分量两部分;再对得到的高频分量进行非线性增强,以抑制噪声并增强细节,对低频分量进行反锐化掩模处理增强,以改善图像亮度的均匀性。这样就得到了 NIR 图像的低频图像  $B_{NIR}$  和细节高频图像  $D_{NIR}$ 、亮度通道  $L$  图像的低频图像  $B_L$  和细节高频图像  $D_L$ 。RGB 图像的低频图像包含人类视觉系统感知的低亮度信息,因此将 NIR 低频图像  $B_{NIR}$  丢弃。将 NIR 图像的细节高频图像  $D_{NIR}$  与亮度通道  $L$  的低频图像  $B_L$  组合,以获得新的亮度图像  $L_{new}$ 。这张新的亮度图像  $L_{new}$  增强了原始图像的对比度和细节。接下来将其与 Lab 图像的色度  $a$  和  $b$  通道图像结合起来以重建最终三通道 Lab 图像  $L_{ab,new}$ 。最后对新的图像进行 MSS 求图像的显著图,得到最终显著图像。算法流程如图 4 所示。

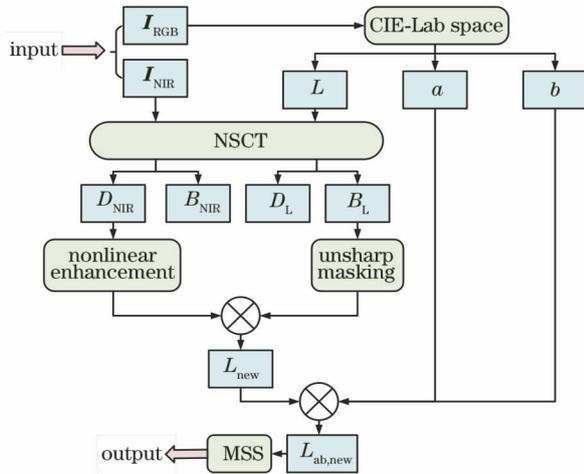


图 4 所提算法流程图

Fig. 4 Flow chart of proposed algorithm

结合了近红外图像,对可见光遥感图像变换的 Lab 图像进行重构,并利用 NSCT 算法增强图像高频信息、平均低频信息,最终使用重构后的 Lab 图像进行 MSS 显著性检测。

### 3.2 NSCT 高频分量的非线性增强

经过 NSCT 后,高频分量包含图像的边缘细节信息和噪声,噪声部分是需要排除的高频信息。NSCT 高频分量的增强常采用贝叶斯萎缩阈值法<sup>[21]</sup>。该算法将高频分量分为三类,即强边缘、弱边缘及噪声,可利用文献[22]设计的非线性增益函数来增强弱边缘信息,同时剔除噪声。根据同一位置不同子带像素值的平均值  $\bar{p}$  和所有像素点的最大值  $p_{max}$ ,对 NSTC 系数进行分类,即

$$f_{in}(x,y) = \begin{cases} E_s, & \bar{p} \geq c\lambda_{gk} \\ E_w, & \bar{p} < c\lambda_{gk}, p_{max} \geq c\lambda_{gk} \\ n, & \bar{p} < c\lambda_{gk}, p_{max} < c\lambda_{gk} \end{cases} \quad (4)$$

式中: $f_{in}(x,y)$ 为输入的原始图像; $E_s$ 为强边缘像素集合; $E_w$ 为弱边缘像素集合; $n$ 为噪声; $\lambda_{gk}$ 为位于  $g$  层和  $k$  方向子带的阈值; $c$ 为调节参数,其典型值为 1~5。NSTC 系数改变的公式为

$$f_{out}(x,y) = \begin{cases} x, & x \in E_s \\ f(x), & x \in E_w \\ 0, & x \in n \end{cases} \quad (5)$$

式中: $f_{out}(x,y)$ 为经过合成后的输出图像。由(5)式可以看出,保留了图像的强边缘,同时图像的弱边缘被函数增强,噪声被有效地抑制。

### 3.3 NSCT 低频分量的反锐化掩模

NSCT 分解后的低频分量含有图像大部分的能量,对于遥感图像而言,目标与背景对比度相对较低,需要进行增强处理。采用改进的低频反锐化掩模增强算法对 NSCT 得到的低频分量进行处理。反锐化掩模的原理为

$$f_{out}(x,y) = f_{in}(x,y) + \delta \times \{f_{in}(x,y) - h * f_{in}(x,y)\}, \quad (6)$$

式中: $\delta$ 为调节增强程度的比例因子; $h$ 为去模糊卷积核。

在光学遥感成像过程中,大气散射会影响成像质量,目标的精细区域和边缘就会模糊不清,对比度降低,这种现象是无法避免的。对于原始输入图像  $f_{in}(x,y)$ ,模糊化后的图像为  $h * f_{in}(x,y)$ 。光学遥感图像的掩模模板为

$$f_{mark}(x,y) = f_{in}(x,y) - h * f_{in}(x,y) \quad (7)$$

最后得到的低频反锐化掩模后的图像为

$$f_{sum}(x,y) = f_{in}(x,y) + \delta * f_{mark}(x,y) \quad (8)$$

### 3.4 NSCT 处理后对 MSS 的影响

图 5(a)为原始图像,是一幅受云雾干扰,对比非常不明显的黑极性目标图像,一共有 11 艘船舶,船舶完全淹没在云雾中,肉眼辨识度很低,通过单纯

强度阈值难以区分。图 5(b)是经过传统 MSS 算法处理后的图像,效果不明显,丢失了很多目标,从 3D 强度值图看,只检测出了 3 艘。图 5(c)为所提算法的处理结果,11 艘船舶目标全部被凸显出来,可以用一个很小的阈值就能将目标分割出来。图 5(d)为采用大津法(OTSU)自适应阈值分割算法对显著图进行二值化后的结果。

由图 5 可以看出,加入近红外图像后,目标被明显突出,利用 NSCT 进行高频信息提取,再结合 MSS 算法,所提算法在低对比度场景下具有良好效果,可以应用于多种复杂场景,具有良好的适应性。

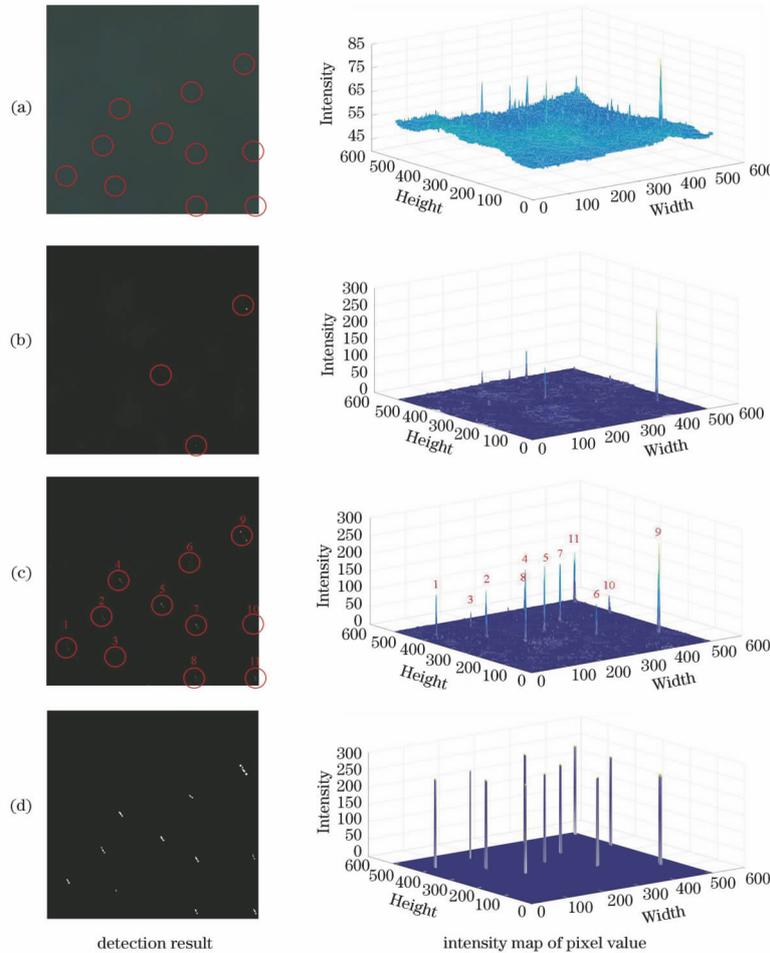


图 5 不同算法的检测结果。(a)原图;(b)传统 MSS;(c) NSCT-MSS;(d) NSCT-MSS 二值化图

Fig. 5 Detection results of different algorithms. (a)Original image ; (b) traditional MSS ; (c) NSCT-MSS ; (d) NSCT-MSS binary map

## 4 实验分析

### 4.1 实验数据

实验采用高分一号光学遥感相机采集的四波段多光谱图像作为实验素材,其四波段多光谱探测器星

下点分辨率为 8 m。多光谱彩色图像蓝、绿、红、近红外 4 个波段分别为 blue 450~520 nm、green 520~590 nm、red 630~690 nm、NIR 770~890 nm。传感器波段平均太阳辐照度(BMSI)是传感器光谱响应函数与大气层外太阳光谱辐照度的积分值,反映传感器

对太阳辐射能量的响应性能,蓝、绿、红、近红外 4 个传感器波段的 BMSI 分别为 1952.7, 1857.9, 1552.8, 1069.0  $\text{W} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{sr}^{-1} \cdot \mu\text{m}^{-1}$ [23]。对不同场景选取 450 组数据进行实验,图片大小统一为 512 pixel $\times$ 512 pixel。数据图像中船舶大小所占像素为 10~200,即小船在 2 pixel $\times$ 5 pixel 左右,大船在 8 pixel $\times$ 25 pixel 左右。

#### 4.2 实验结果定性分析

实验部分给出了不同场景下的检测结果,对当下比较经典的显著性检测算法(AC<sup>[8]</sup>、FT<sup>[9]</sup>、SR<sup>[10]</sup>、GBVS<sup>[11]</sup>)及 OTSU<sup>[24]</sup>进行比较,如图 6 所示。从图 6(a)可以看出,在云层背景下,所提算法具有良好的抗云干扰能力,对于薄云覆盖和环绕都具有很好的抵抗能力,能够准确地检测出目标,AC 算

法无法检测到船只,FT 算法不能很好地屏蔽云层干扰,SR 算法相对好一些,但是没有所提算法检测出来的效果明显。在对比度很低、白茫茫一片、肉眼都比较难发现船的场景下,如图 6(b)所示,所提算法、AC 及 SR 算法可以完成检测。在大面积的海浪干扰情况下,如图 6(c)所示,所提算法、AC、FT 及 SR 均具有良好的效果。在尾迹干扰情况下,如图 6(d)所示,AC 具有相对较好的结果,但是没有所提算法准确,FT 和 SR 算法不能很好地屏蔽尾迹,虚警较多。另外,从图 6 可以看出,GBVS 算法整体效果不好,并不适用于遥感图像海洋目标这种小型目标的检测;OTSU 算法只对平静、非常干净的海面有效,如图 6(e)所示,而在这种场景下,其他算法基本也都能完成检测。

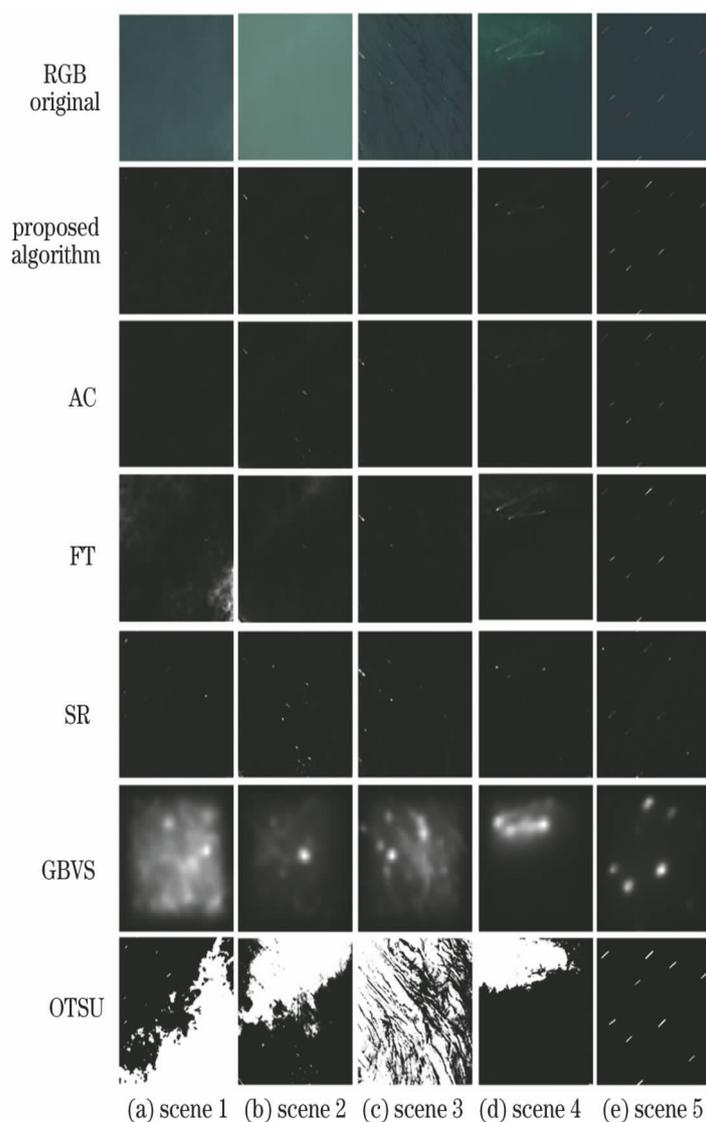


图 6 检测对比结果

Fig. 6 Comparison results of detection

综合来看,在上述几种场景中,有的算法只能胜任一种或者两三种场景的检测,而所提算法在几种场景中均能很好地胜任检测任务。所提算法具有抗复杂背景干扰的能力,对于对比度低或者黑极性目标具有良好的效果,同时也能很好地检测出小目标。

4.3 实验结果定量分析

选择 AC 算法、FT 算法、SR 算法及所提算法进行对比。以目标检测的查准率  $R_{precision}$ 、查全率  $R_{recall}$ 、虚警率  $R_{FA}$ 、漏警率  $R_{MA}$  4 个指标体现算法的性能,定义分别为

$$R_{precision} = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FP}}, \quad (9)$$

$$R_{recall} = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FN}}, \quad (10)$$

表 1 不同场景下不同算法的查准率和查全率

Table 1 Precision and recall of different algorithms at different scenes

Algorithm	Clean scene		Strong clutter scene		Low contrast scene	
	$R_{precision}$	$R_{recall}$	$R_{precision}$	$R_{recall}$	$R_{precision}$	$R_{recall}$
Proposed algorithm	98.0	98.5	93.8	90.2	98.1	95.8
AC	90.3	92.9	87.6	78.5	93.5	61.2
FT	89.4	93.4	85.1	80.4	92.1	70.3
SR	79.1	95.1	66.3	85.6	91.2	75.2

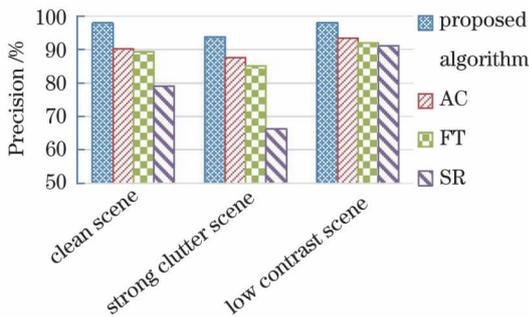


图 7 不同场景下不同算法的查准率

Fig. 7 Precision of different algorithms at different scenes

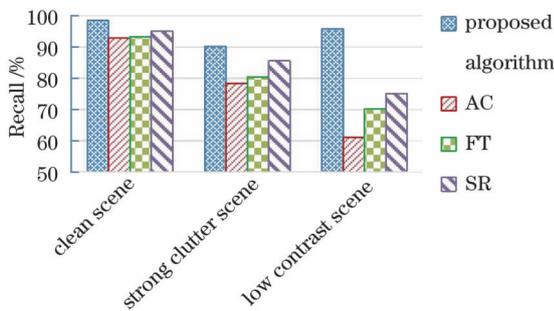


图 8 不同场景下不同算法的查全率

Fig. 8 Recall of different algorithms at different scenes

从图 7、8 可以看出:对于不同场景的目标,几种算法在简单背景下都具有较高的查准率和查全率,检

$$R_{FA} = \frac{N_{FP}}{N_{TP} + N_{FP}} = 1 - R_{precision}, \quad (11)$$

$$R_{MA} = \frac{N_{FN}}{N_{TP} + N_{FN}} = 1 - R_{recall}, \quad (12)$$

式中: $N_{TP}$ 为检测到的真实目标的个数; $N_{FN}$ 为未检测到的真实目标个数; $N_{FP}$ 为虚假目标被检测为是目标的个数。查准率和虚警率和为 1,它们反映目标检测出来的准确性;查全率和漏警率和为 1,它们反映正确检测的目标全不全,是否有漏掉的目标。这两方面的指标都很重要,查准率和查全率越高,说明算法检测效果越好。

对云雾覆盖场景、强海浪杂波场景及平稳海面场景等 450 组实验素材分别进行定量计算,计算结果如表 1 所示。图 7、8 分别为不同场景下 4 种算法的查准率和查全率对比。

测效果良好;在强杂波干扰的情况下,AC 算法的检出能力并不稳定,查准率较高,但在低对比度下的查全率较低;FT 算法的显著性检测查全率相比 AC 算法略高,但在杂波的干扰下同样会增加虚警目标,查准率依然较低;SR 算法具有相对较好的查全率,但是当存在较多的虚警目标时查准率低。考虑检测算法的查全率和查准率的双重重要性,引入综合评价指标  $F$  指数( $F$ -measure)作为评价算法的综合性能,公式为

$$F = (1 + \beta^2) \times \frac{R_{precision} \times R_{recall}}{\beta^2 \times R_{precision} + R_{recall}}, \quad (13)$$

式中: $\beta$ 为调节指数。由于在本研究显著性检测中查全率更重要一些,所以  $\beta^2$ 取 0.6。将三种场景的 450 组数据合并,计算得到 4 种算法的  $F$  指数分别是所提算法为 95.4%,AC 算法为 83.7%,FT 算法为 84.8%,SR 算法为 82.1%。综合来看,所提算法在查全率和查准率方面都优于 AC、FT 及 SR 算法。

5 结 论

所提基于四波段多光谱遥感图像的船舶目标显著性检测算法有效解决了复杂背景下船舶目标图像弱信号检测率低的问题。所提算法将近红外图像具有高频突出的特点融入到算法中,利用 NSCT-MSS

对图像进行显著性分析,得到船舶目标的显著性图像。在不同场景下,对所提算法与现有的显著性检测算法进行对比,证明所提算法具有一定的抗干扰能力和良好的检测能力。实验表明,所提算法能够充分抑制云层、海浪尾迹等杂波干扰的复杂背景,实现了船舶目标的显著性提取,同时在对比度较低的场景下也具有良好的效果,在不同场景下的查准率和查全率均在 90% 以上。

## 参 考 文 献

- [1] Aiello M, Vezzoli R, Gianinetto M. Object-based image analysis approach for vessel detection on optical and radar images [J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2019, 13(1): 14502.
- [2] Song M Z, Qu H S, Zhang G X, et al. Detection of small ship targets from an optical remote sensing image [J]. *Frontiers of Optoelectronics*, 2018, 11(3): 275-284.
- [3] Zhong W F, Guo F, Xiang S M, et al. Ship detection in remote sensing based with rotated rectangular region [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2019, 31(11): 1935-1945.  
仲伟峰, 郭峰, 向世明, 等. 旋转矩形区域的遥感图像船舶目标检测模型 [J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2019, 31(11): 1935-1945.
- [4] Song W T, Hu Y, Kuang D B, et al. Detection of ship targets based on CFAR-DCRF in single infrared remote sensing images [J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2019, 38(4): 520-527.  
宋文韬, 胡勇, 匡定波, 等. 基于 CFAR-DCRF 红外遥感船舶单帧目标检测算法 [J]. *红外与毫米波学报*, 2019, 38(4): 520-527.
- [5] Han J W, Zhou P C, Zhang D W, et al. Efficient, simultaneous detection of multi-class geospatial targets based on visual saliency modeling and discriminative learning of sparse coding [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2014, 89: 37-48.
- [6] Chen Y T, Li Y Y, Yao T T. Ship detection from remote sensing image under complex sea conditions [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(18): 181007.  
陈彦彤, 李雨阳, 姚婷婷. 复杂海况下遥感图像舰船目标检测算法研究 [J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(18): 181007.
- [7] Itti L, Koch C. Computational modelling of visual attention [J]. *Nature Reviews*, 2001, 2(3): 194-203.
- [8] Achanta R, Estrada F, Wils P, et al. Saliency region detection and segmentation [M] // Gasteratos A, Vincze M, Tsotsos J K. *Computer vision systems. Lecture notes in computer science*. Heidelberg: Springer, 2008, 5008: 66-75.
- [9] Achanta R, Hemami S, Estrada F, et al. Frequency-tuned salient region detection [C] // 2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 20-25, 2009, Miami, FL, USA. New York: IEEE, 2009: 1597-1604.
- [10] 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: 9738156.
- [11] Harel J, Koch C, Perona P. Graph-based visual saliency [C] // Proceedings of the 19th International Conference on Neural Information Processing Systems, December 4-7, 2006, Vancouver, British Columbia. New York: MIT Press, 2006: 545-552.
- [12] Han J W, Zhang D W, Cheng G, et al. Object detection in optical remote sensing images based on weakly supervised learning and high-level feature learning [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2015, 53(6): 3325-3337.
- [13] Wan X, Liu J G, Li S Y, et al. An illumination-invariant change detection method based on disparity saliency map for multitemporal optical remotely sensed images [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2019, 57(3): 1311-1324.
- [14] Zhang L B, Zhang Y Y. Airport detection and aircraft recognition based on two-layer saliency model in high spatial resolution remote-sensing images [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2017, 10(4): 1511-1524.
- [15] Song M Z, Qu H S, Jin G. Weak ship target detection of noisy optical remote sensing image on sea surface [J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(10): 1011004.  
宋明珠, 曲宏松, 金光. 含噪光学遥感图像海面弱小舰船目标检测 [J]. *光学学报*, 2017, 37(10): 1011004.
- [16] Qi S X, Ma J, Lin J, et al. Unsupervised ship detection based on saliency and S-HOG descriptor from optical satellite images [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2015, 12(7): 1451-1455.
- [17] Ding P, Zhang Y, Jia P, et al. Ship detection on sea surface based on visual saliency [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2018, 46(1): 127-134.  
丁鹏, 张叶, 贾平, 等. 基于视觉显著性的海面舰船检测技术 [J]. *电子学报*, 2018, 46(1): 127-134.

- [18] Wang Q, Zhu G K, Yuan Y. Multi-spectral dataset and its application in saliency detection[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2013, 117 (12): 1748-1754.
- [19] Achanta R, Süssstrunk S. Saliency detection using maximum symmetric surround [C]// 2010 IEEE International Conference on Image Processing. September 26-29, 2010, Hong Kong, China. New York: IEEE, 2010: 2653-2656.
- [20] da Cunha A L, Zhou J P, Do M N. The nonsubsampling contourlet transform: theory, design, and applications[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(10): 3089-3101.
- [21] Chang S G, Yu B, Vetterli M. Spatially adaptive wavelet thresholding with context modeling for image denoising [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(9): 1522-1531.
- [22] Zhang L, Zhu Z D. A novel nonlinear method for image enhancement based on nonsubsampling Contourlet transform [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2009, 31(8): 1786-1790.  
张林, 朱兆达. 基于非降采样 Contourlet 变换的非线性图像增强新算法[J]. 电子与信息学报, 2009, 31(8): 1786-1790.
- [23] Huang Y. Calculation and application of GF-1 satellite sensor band average solar irradiance [C]// The 18th China Environmental Remote Sensing Application Technology Forum, July 10-12, 2014, Xining, China. Beijing: CARSA, 2014: 352-356.  
黄炎. GF-1 卫星传感器波段平均太阳辐照度计算及应用[C]// 第十八届中国环境遥感应用技术论坛, 7月10日-12日, 2014年, 西宁, 中国. 北京: 中国遥感应用协会, 2014: 352-356.
- [24] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1979, 9(1): 62-66.