

基于短波红外遥感影像的船只自动检测方法

鲍松泽^{1,2}, 钟兴^{1,3}, 朱瑞飞^{1,3}, 于树海³, 于野^{1,2}, 李兰民⁴

¹中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;

²中国科学院大学, 北京 100049;

³长光卫星技术有限公司吉林省卫星遥感应用技术重点实验室, 吉林 长春 130102;

⁴中国空间技术研究院山东航天电子技术研究所, 山东 烟台 264670

摘要 针对近海、内河场景中船只检测准确性低的问题, 提出了一种基于短波红外遥感影像实现水体分割和船只自动检测的方法。利用水体在短波红外波段反射率低的特点, 采取阈值分割和形态学处理的方法, 从影像中快速准确地提取水体区域; 使用视觉显著模型搜索水面目标, 提取候选目标的图像切片; 对可能存在的伪目标, 使用灰度分布直方图描述目标切片的灰度分布特征, 并结合梯度方向信息通过阈值判别的方法去除伪目标。结果表明, 该方法能高效检测近海、内河中不同尺寸的船只目标; 显著性检测共获得 279 个候选目标, 经目标鉴别步骤检测出 142 个真实目标中的 138 个, 虚警率小于 6%, 召回率大于 97%。

关键词 遥感; 图像处理; 船只检测; 短波红外; 灰度分布特征; 水陆分割

中图分类号 TP751

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201838.0528001

Automatic Detection Method of Ships Based on Shortwave Infrared Remote Sensing Images

Bao Songze^{1,2}, Zhong Xing^{1,3}, Zhu Ruifei^{1,3}, Yu Shuhai³, Yu Ye^{1,2}, Li Lanmin⁴

¹Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun, Jilin 130033, China;

²University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

³Key Laboratory of Satellite Remote Sensing Application Technology of Jilin Province, Chang Guang Satellite Technology Co., Ltd., Changchun, Jilin 130102, China;

⁴Shandong Institute of Space Electronic Technology, China Academy of Space Technology, Yantai, Shandong 264670, China

Abstract Aiming at the problem of the ship detection with a low accuracy in the offshore and inland river scenes, a method based on shortwave infrared multispectral remote sensing images is proposed to realize water segmentation and automatic detection of ship. Based on the low reflectance characteristic of water area in the shortwave infrared frequency range, the water area is rapidly and accurately extracted from the images by using the threshold segmentation and morphological processing. Then, the image chips of candidate targets are extracted by using the visual saliency model for searching the targets in the water areas. As for the possible existence of phony targets, the gray-scale distribution histogram is proposed to describe the characteristics of gray-scale distribution of the target chips, which are combined with the gradient direction information to eliminate phony targets by the method of threshold constraint. The results show that the proposed method can efficiently detect the ship targets with different sizes in offshore and inland rivers. 279 candidate targets are obtained after the saliency detection and 138 of 142 true targets are detected after the target discrimination step. The false discovery rate is less than 6% and the recall rate is higher than 97%.

收稿日期: 2017-10-10; 收到修改稿日期: 2017-11-24

基金项目: 国家自然科学基金青年基金(61505203)、吉林省优秀青年人才基金(20170520166JH)、中国科学院青年创新促进会专项

作者简介: 鲍松泽(1992—), 男, 博士研究生, 主要从事遥感图像处理方面的研究。E-mail: baosongze@126.com

导师简介: 钟兴(1982—), 男, 博士, 研究员, 博士生导师, 主要从事空间相机光学系统设计、小卫星光学总体技术方面的研究。E-mail: ciomper@163.com(通信联系人)

Key words remote sensing; image processing; ship detection; shortwave infrared; grayscale distribution characteristics; water-land segmentation

OCIS codes 280.4788; 100.2000; 330.1880; 010.0280

1 引 言

基于遥感图像的船只检测技术在海上交通监控、非法捕鱼监视、海战态势感知等领域具有重要的应用。受海上风浪、云雾遮挡、小型岛屿等因素的影响,船只检测的准确性往往不高。保证检测率的同时降低虚警率是船只检测的重要研究内容之一。现有的船只检测方法一般由水体分割、目标检测两个步骤组成。

水体分割的目的是去除陆地和大型岛屿对船只检测的影响。为实现更高的分割精度,近年来发展出的水陆分割算法^[1-2]综合了光谱、边缘、纹理等多种信息,但此类算法的复杂度较高。在目标检测阶段,首先需快速搜索水体区域中可能的船只目标,之后通过目标鉴别的手段去除虚警。Proia 等^[3]假设水面背景具有高斯型的强度分布,并基于贝叶斯决策理论检测小型船只;Corbane 等^[4]使用统计和形态学滤波的方法确定候选目标,再通过小波变换与 Radon 变换的方法去除伪目标;Yang 等^[5]综合图像的灰度信息与纹理信息,构建了突出水体中异常信号的特征图,通过分割特征图获得候选目标,通过紧致度与最小外接矩形的长宽比这两个特征鉴别目标。这些方法通过特征选择和阈值判别的手段剔除伪目标,但所选取的特征约束力较弱,不能准确描述船只的几何形状特点,虚警率较高。基于监督分类的船只检测方法^[6-8]提取船只的几何形状参数、纹理特征或高层抽象特征,通过训练分类器筛选出真实的船只目标。这类方法具有较高的准确性,但在前期需要进行较多的样本标注,而一些纹理特征和高层特征的提取需要图像具有较高的分辨率,难以检测缺少细节信息的小型船只。基于深度学习^[9-10]的船只检测方法同样需要高分辨率的影像数据,且需占用较多的计算资源。

为更准确地描述不同尺寸的船只目标的共有特征,Qi 等^[11]提出了船只梯度方向的直方图(S-HOG)描述子,以表征船只两舷梯度对称的特征,其被应用于船只的自动检测中^[11-13]。此方法先精细分割出船只目标,分别计算船头、船尾和整体的梯度方向直方图,通过约束直方图各累积容器的幅值来鉴别真实船只,并要求三幅直方图同时满足约束条件,但实际

应用中很多因素都会降低目标分割的准确性,影响直方图的取值,易造成漏检。

而短波红外(SWIR)可以在一定程度上解决上述问题。SWIR 的离水辐亮度近似于 0^[14],利用这一特点,可以通过简单的阈值分割方法快速准确地分离出水体区域,同时可以减轻风浪、水波纹对检测结果的干扰。其次,SWIR 的波长较长,受气溶胶的散射影响小,在有薄云、雾等干扰时可以获得比可见光波段更清晰的影像,有利于更准确地描述船只的几何特征。此外,基于 SWIR 的高分辨遥感技术正在迅速发展。以美国 Digital Globe 公司生产的 Worldview-3 卫星为代表的高分辨卫星,已经具备了 SWIR 的多光谱成像能力,分辨率达到 3.5 m,具有 8 个光谱通道。国内的长光卫星公司正在研发的吉林一号高分 01 星,其 SWIR 的分辨率达到 5 m,具有 4 个光谱通道。

为解决现有的水陆分割算法的复杂度高而船只检测算法难以兼顾低漏检率与低虚警率的问题,本文提出了一种基于 SWIR 多光谱遥感影像的水体分割和船只检测方法。首先利用机载可见光/红外成像光谱仪(AVIRIS)的高光谱影像,合成含有目标光谱响应曲线的 SWIR 多光谱影像;之后对 SWIR 图像进行对比度拉伸,通过阈值分割和形态学处理的方法快速分割水体;利用视觉显著模型生成显著图、分割显著区域并提取包含候选目标的图像切片;最终,定量描述船只像素的灰度分布特性,结合改进的 S-HOG 描述子,鉴别真实的船只目标。

2 基于 SWIR 多光谱遥感影像的船只检测方法

算法主要由 SWIR 多光谱图像合成、水体分割、显著性检测与候选目标提取以及目标鉴别四个主要步骤组成,具体流程如图 1 所示,其中圆角矩形框列出了各主要处理步骤所用的输入数据。

2.1 SWIR 多光谱图像合成

为验证吉林一号高分 01 星的 SWIR 多光谱谱段设置的合理性并研究其应用于船只检测的效果,使用 AVIRIS 高光谱影像,通过多幅高光谱影像加权求和的方法,合成得到三个 SWIR 谱段,其谱段范围和光谱响应与吉林一号高分 01 星的设置一致,谱段分别为 SWIR1(1195~1225 nm)、SWIR2(1550~

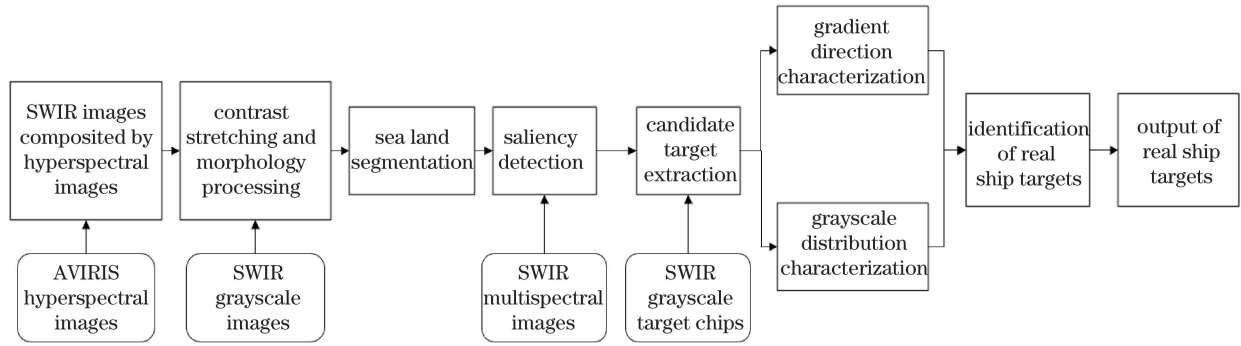


图 1 基于 SWIR 影像的船只自动检测方法的流程

Fig. 1 Flow chart of automatic detection method of ships based on SWIR images

1590 nm)、SWIR3(1640~1680 nm)。

多光谱图像可由其光谱响应曲线覆盖下的多幅高光谱影像通过加权求和获得, 将被覆盖的多个高光谱波段的光谱响应曲线进行线性组合, 得到近似的多光谱波段的光谱响应曲线, 估计出的线性组合系数即为图像求和的权重系数^[15]。多光谱波段 $i(i=1, 2, 3)$ 的光谱响应曲线为 R_i^{MSI} , 其覆盖了 N_i 个窄的 AVIRIS 高光谱波段, 这些波段的光谱响应曲线构成集合 $\{R_{ij}^{HSI}\}_{j=1}^{N_i}$ (j 为被多光谱波段 i 覆盖的高光谱波段的编号), 每一条光谱响应曲线均近似于一个高斯函数, 曲线的半峰全宽为 Δ_{ij} 。多光谱波段 i 的待合成影像 L_i^{MSI} 由 $\{R_{ij}^{HSI}\}_{j=1}^{N_i}$ 对应的 N_i 幅已知的高光谱影像 $\{L_{ij}^{HSI}\}_{j=1}^{N_i}$ 加权求和获得, 即

$$L_i^{MSI}(x, y) = \sum_{j=1}^{N_i} C_{ij} L_{ij}^{HSI}(x, y) \Delta_{ij} / \sum_{j=1}^{N_i} C_{ij} \Delta_{ij}, \quad (1)$$

式中 x, y 为图像像素坐标, Δ_{ij} 为光谱响应曲线 R_{ij}^{HSI} 的半峰全宽, 权重系数 C_{ij} 满足

$$R_i^{MSI} = \sum_{j=1}^{N_i} C_{ij} R_{ij}^{HSI}, \quad (2)$$

即 C_{ij} 由 R_i^{MSI} 与 $\{R_{ij}^{HSI}\}_{j=1}^{N_i}$ 通过多元线性回归求得, 且(1)式中的乘积与求和操作是逐像素进行的。

2.2 水体区域分割

图 2 所示为运河场景中, 裸土、植被、水体和船只地物的表现反射率曲线, 可以发现水体在选取的三个 SWIR 波段均具有极低的反射率, 而其他地物的反射率均显著高于水体的。

仅在图像灰度这一特征上, 水体与非水体区域的像素就有较好的可分性, 故将多光谱图像转化为灰度图进行水体分割。将 SWIR 多光谱图像 $\{S_i\}_{i=1}^3$ 转成灰度图 I , 即

$$I(x, y) = \frac{1}{3} \sum_{i=1}^3 S_i(x, y). \quad (3)$$

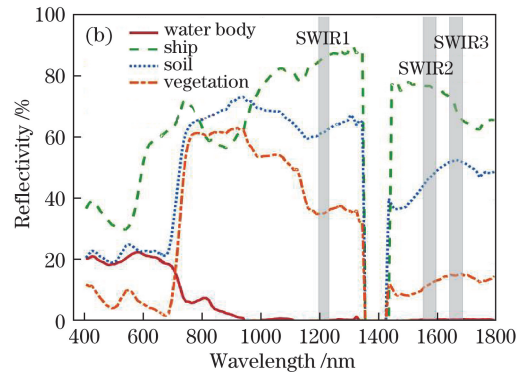
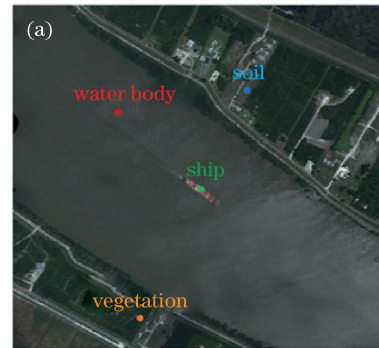


图 2 (a) 场景图像; (b) 典型地物反射率曲线

Fig. 2 (a) Scene image; (b) reflectance curves of typical features

用最大值归一化 I , 并通过对比度拉伸进一步扩大水体与非水体两个类别的类间方差, 以便于阈值分割。对 I 进行对比度拉伸, 得到变换图像 I' :

$$I'(x, y) = 1 / \{1 + [m/I(x, y)]^E\}, \quad (4)$$

式中 m, E 为对比度拉伸变换的常参数。

(4) 式变换可以减小原本较低的灰度级, 并将大于 m 的灰度级逐渐拉伸至饱和, 利于扩大水体与其他地物的灰度差异以分割水体。水体在选取的 SWIR 波段的像元亮度(DN)值均低于 0.05, 考虑到水面可能出现光照不均匀的情况, 通过测试实验影像观察分割效果, 取 $m=0.1, E=10$ 作为经验值。

由 Ostu 法^[16] 自适应地获取阈值, 二值化 I' 得

到陆地掩模(陆地灰度值为 1,水体灰度值为 0),并用半径为 2 pixel 的圆盘结构体对掩模图像执行闭操作,以消除陆地掩模中的细小孔洞并平滑水陆边界。此时,陆地掩模中仍存在由阴影或低反射率地物引起的孔洞,相比于水体,孔洞所占的面积很小,

故统计陆地掩模图像中所有 DN 值为 0 的 8 连通区域的面积,并累加得到总面积。将小于水体区域总面积 1% 的误判区域修正为陆地,最后填补水体中的孔洞并取反,获得水体掩模(水体灰度值为 1,陆地灰度值为 0),水体分割过程如图 3 所示。

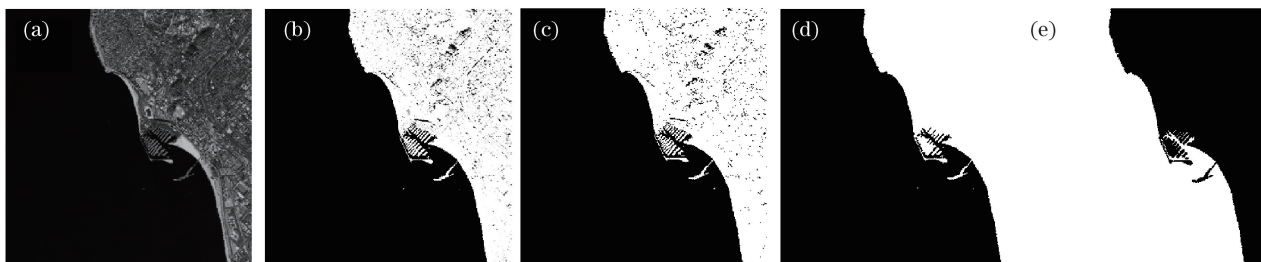


图 3 (a)强度图 I ; (b)对比度拉伸图 I' ; (c)陆地掩模; (d)填补孔洞后的陆地掩模; (e)水体掩模

Fig. 3 (a) Intensity image I ; (b) contrast stretched image I' ; (c) land mask;

(d) land mask filled in holes; (e) water mask

2.3 显著性检测及目标切片提取

2.3.1 生成显著图

视觉显著模型是视觉注意机制的一部分,其通过显著图量化人眼的视觉显著度,从而寻找图像中的显著目标,可用于定位水体区域中的船只目标。Xu 等^[12]提出的组合显著模型(CSM)综合了四元傅里叶变换相位谱(PQFT)^[17]和超复数频域变换(HFT)^[18]两种模型的优点,以各显著图的熵的倒数作为权重,将 PQFT 与 HFT 两种模型的显著图加权求和,具有较好的背景抑制能力,并能保证大型目标显著区域的连续性。图 4(a)、(f)展示了用于显著性检测的包含不同类型船只目标的 SWIR 多光谱

影像,为便于观察其中的船只,图 4(b)、(g)列出了同一场景下的可见光影像(同样由 AVIRIS 影像合成),并手工标记出了船只的位置。将 SWIR 多光谱影像逐像素乘以水体掩模以排除陆地区域,结果作为 PQFT 与 HFT 视觉显著模型的输入,计算 CSM 下的显著图:

$$S_C = N_o(\omega_P \cdot S_P + \omega_H \cdot S_H), \quad (5)$$

式中 S_C 、 S_P 、 S_H 分别为通过 CSM、PQFT、HFT 显著模型获得的显著图;权重系数 $\omega_P = H^{-1}(S_P)$ 、 $\omega_H = H^{-1}(S_H)$ 为对应显著图的熵的倒数, H^{-1} 为计算图像熵的倒数; $N_o(\cdot)$ 表示用最大值归一化被作用的图像矩阵。计算获得的显著图 S_C 如图 4(c)、(h) 所示。

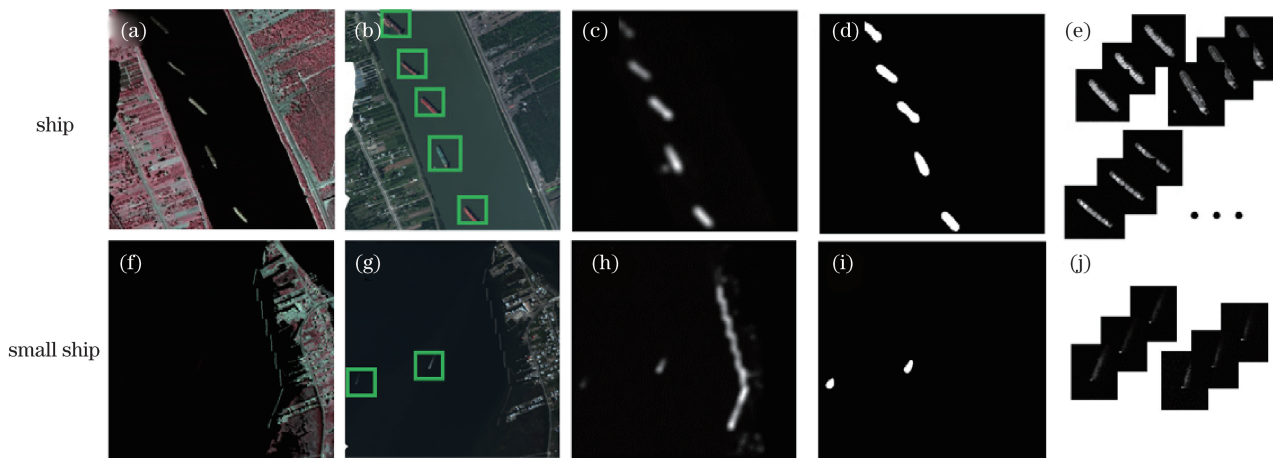


图 4 显著性检测及目标切片提取。(a)(f) SWIR 输入图像; (b)(g) 同一场景的可见光图像(手工标记出目标);

(c)(h) 显著图; (d)(i) 候选目标的掩模图像; (e)(j) 候选目标的 SWIR 图像切片

Fig. 4 Saliency detection and target chip extraction. (a)(f) Input SWIR image; (b)(g) visible image of same scene

(targets marked manually); (c)(h) saliency image; (d)(i) mask image of candidate targets;

(e)(j) SWIR image chip of candidate targets

2.3.2 显著区域分割与候选目标图像切片的提取

船只等水面异常信号在显著图中有较大的响应值,可通过分割显著图获得包含候选目标的显著区域。一种分割方法是对显著图设定全局阈值,一次性分割出所有显著区域^[6,19],但当场景中存在多个光照强度不同的目标时,会存在暗目标无法得到完整分割的情况,故采取迭代的分割方法^[20]。首先计算显著图 S_C 的均值 S_C^{mean} ,在第 t 次迭代中,当前显著图为 S_C^t ,并且在 S_C^t 中,点 P_{max}^t 处具有最大的显著响应值 O_{max}^t ,迭代提取出的显著区域 A^t 满足

$$A^t = \{(x, y) | \alpha \cdot O_{\text{max}}^t \leq S_C^t(x, y) \leq O_{\text{max}}^t\}, \quad (6)$$

式中参数 $\alpha \in (0, 1)$ 影响提取出的显著区域的大小。当 α 取值较大(如 0.8)时,存在显著区域无法完全覆盖目标的情况;而当 α 取值较小(如 0.3)时,存在距离较近的目标无法分开的问题,因此取 $\alpha = 0.5$ 。此外,由于可能提取出海岸线或噪点,故用以下条件对 A^t 加以限制:1) 面积约束:显著区域的面积大于 20 pixel 且小于 2000 pixel;2) 与陆地的距离约束:显著区域的重心与水陆分界线的距离大于 10 pixel;3) 规则形状约束:显著区域的面积与其最小外接凸多边形面积之比 R_c 大于 0.8。

保存满足上述条件的显著区域 A^t ,当 $O_{\text{max}}^t \leq \gamma \cdot S_C^{\text{mean}}$ 时终止迭代,参数 γ 控制迭代的次数,取 $\gamma = 2$ 。最终分割出的显著区域的掩模如图 4(d)、(i) 所示。船只呈对称长条形,包含船只目标的显著区域也近似于对称的凸多边形。图 4(d)、(i) 中各个显著区域的 R_c 值均大于 0.9,为了剔除不含船只的候选区域,减少候选目标的数量,同时避免船只目标遗漏,将上述约束 3) 中的阈值设为 0.8。

对比图 4(b)、(g) 与图 4(d)、(i) 可以发现,提取的显著区域掩模完整地覆盖了全部的船只目标。对每一个显著区域,计算其最小外接矩形,为保证提取切片时目标的完整性,将矩形边界向四周扩展 10 pixel,在 SWIR 图像中标记矩形边界位置,提取包含候选目标的 SWIR 图像切片 $\{S_{\text{chi}}\}_{i=1}^3$,如图 4(e)、(j) 所示。

2.4 船只几何特征的描述与目标鉴别

经过显著性检测,提取的候选目标中除了船只外还包含一些形状规则的小岛、漂浮物等伪目标,需要进一步筛选。本节先对提取的目标切片进行预处理,采用 Radon 变换使船只像素在目标切片的水平轴的上下两侧呈对称分布。为更加准确地描述船只目标的几何特征,利用灰度分布曲线和灰度分布直

方图定量描述船只及尾迹呈对称长条形的特点,并结合改进的 S-HOG 描述子,鉴别真实的船只目标。

2.4.1 预处理

通过几何特征鉴别真实目标,先将三通道的 SWIR 图像切片 $\{S_{\text{chi}}\}_{i=1}^3$ 按(3)式转化为单通道的灰度切片 C_h ,并用最大值归一化。为突出前景目标并抑制背景,计算目标切片的均值和标准差,将灰度值小于均值与标准差之和的像素置零。这是由于在目标切片中,船只像素占少部分,通过此步操作可确保切片中的水体背景被置为 0,以提高 Radon 变换求取船只主轴的精度。由于船身和尾迹中的一些像素的灰度值较低,经过背景抑制后,这些像素点也会被置为 0,故用半径为 3 pixel 的圆盘结构体对目标切片执行闭操作,连接船身或尾迹中的间断部分。

Radon 变换将图像沿一系列不同方向的与图像中心相距不同距离的射线进行投影,原始图像中的直线对应变换图中的极值点。通过在变换图像中寻找最大值,可以确定船只主轴 l 与垂直轴的夹角 θ 和 l 到目标切片中心 O 的距离 d ,将目标切片逆时针旋转 $(90^\circ - \theta)$ 角,并在垂直方向平移 $-d$ 个像素,使船只的主轴和目标切片的水平对称轴重合,如图 5 所示。

2.4.2 船只几何特征的描述

1) 灰度分布特征

经过预处理,船只像素对称分布在目标切片水平对称轴的上下两侧。如图 6(a) 所示,在包含真实船只目标的切片中,灰度分布呈现极性和对称性,若用以 O 为旋转中心的扇形模板 M_a 扫描目标切片,计算各角度下模板与目标切片重叠区域的内积,令仅在水平方向有强响应的水平对称轴上下两侧响应值近似相等。旋转 M_a ,计算各角度下的响应值,得到灰度分布曲线 $C(\theta)$ 为

$$C(\theta) = \sum_{(\rho, \varphi) \in \Omega(\theta)} M_a(\rho, \varphi) * C_h(\rho, \varphi), \quad (7)$$

式中 (ρ, φ) 为极坐标系下目标切片的像素坐标, $\Omega(\theta)$ 表示扇形模板旋转到 θ 角处时 M_a 与 C_h 的重叠区域。 M_a 的圆心角设置为 5° ,半径为目标切片短边长度的一半。扇形模板系数在旋转中心处为 0,并沿径向逐渐增大,沿切向保持不变,这样能够抑制距离旋转中心过近的像素对灰度分布曲线的影响,提高灰度分布曲线峰值的信噪比。扇形模板系数的表达式为

$$c(\rho) = 1 - \exp[-\rho/(2\sigma^2)], \quad (8)$$

式中径向坐标 $\rho = 0, 1, 2, \dots, R$, R 为模板半径, σ 取

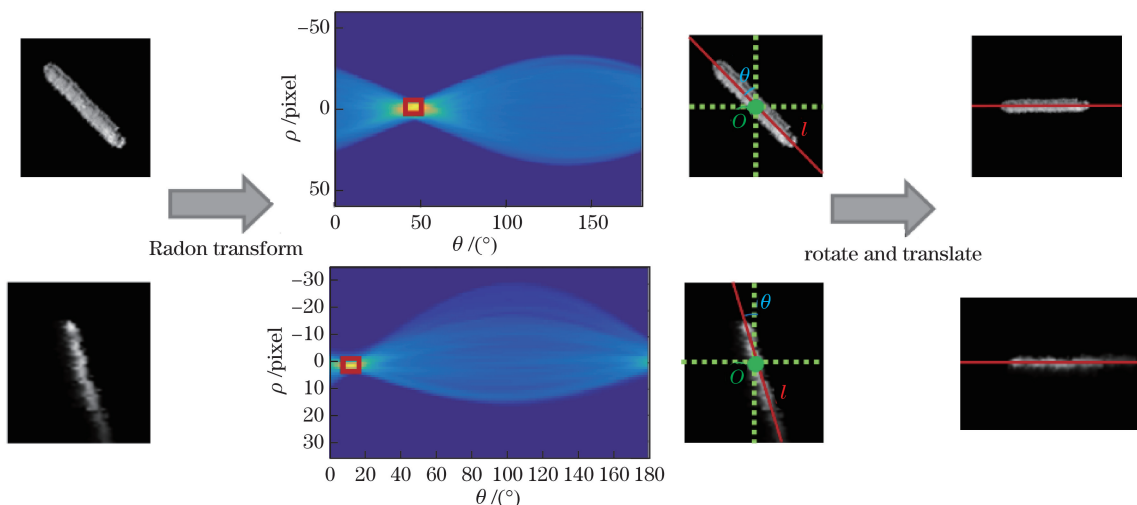


图 5 通过 Radon 变换旋转平移船只主轴

Fig. 5 Rotation and translation of main axis of ships by Radon transform

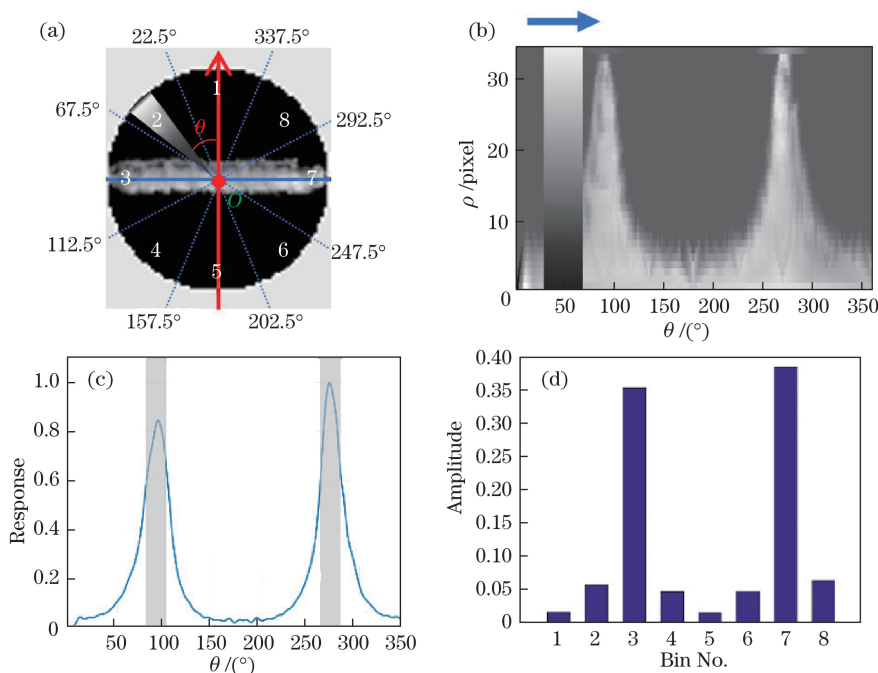


图 6 目标切片的灰度分布特征。(a)方向和区域划分示意图;(b)极坐标系内的图像;
(c)灰度分布曲线;(d)灰度分布直方图

Fig. 6 Gray-scale distribution characteristics of target chips. (a) Schematic of direction and regional segmentation;
(b) image in polar coordinate; (c) gray-scale distribution curve; (d) gray-scale distribution histogram

$R/10$ 。为便于计算,将模板 M_a 与目标切片 C_h 变换到极坐标系中,如图 6(b)所示。空域中的扇形模板变换为矩形,对变换图像和矩形模板进行相关运算,得到灰度分布曲线 $C(\theta)$,如图 6(c)所示,并用 $C(\theta)$ 中的最大值将曲线的取值范围归一化。从 0° 开始,每隔 45° 设置一个累积区间,将响应强度累积到 8 个累积容器中, $h_i (i=1, 2, \dots, 8)$ 表示归一化灰度分布直方图中各累积容器的幅值,如图 6(d)所示。

2) 梯度方向特征

船只一般含有对称的两舷,船身与水体有较大的灰度差异,故其在与两舷垂直方向上的梯度有最大幅值,且近似相等。基于这一事实, Qi 等^[11]提出了一种 S-HOG 描述子,首先精确分割出目标,将目标分为 $B1, B2, B3$ 三个部分,如图 7(a)所示,求取每个部分的梯度方向直方图,通过约束每个直方图的幅值信息来鉴别真实目标。但其目标分割精度受光照与水体环境的影响,进而导致梯度直方图计算的

准确性受影响,易造成漏检。故与文献[11-12]所述方法不同,此处不对目标进行分割,仅计算 $B1$ 区域的梯度方向直方图,方向划分与图 6(a)所示的一致,梯度幅值累积在 8 个累积容器中, $g_i (i=1,2,\dots,8)$ 表示归一化梯度方向直方图中各累积容器的幅值。图 7(b)对应图 7(a)中 $B1$ 部分的梯度方向直方图,由于在预处理步骤中已将船只旋转至水平方向,目标切片的梯度在垂直方向上有最大幅值,故在图 7(b)所示的直方图中, $g1、g5$ 具有最大的幅值。

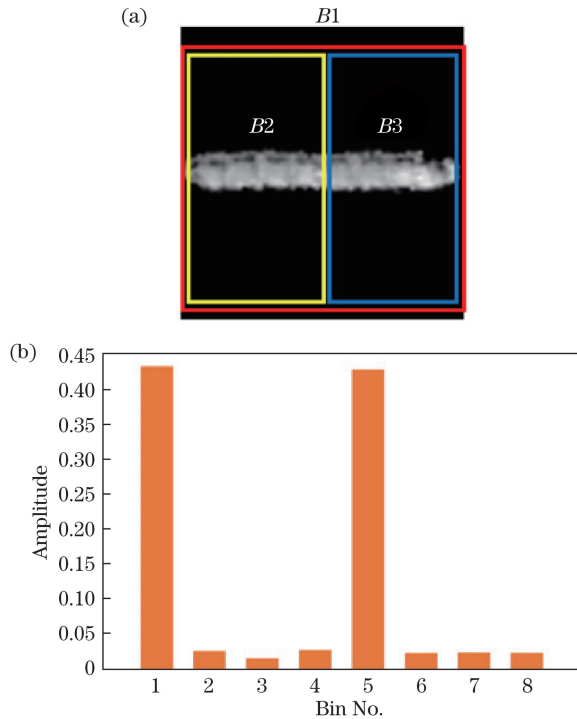


图 7 S-HOG 描述子。(a) S-HOG 描述子的区域划分;
(b)图 7(a)中 $B1$ 区域的梯度方向直方图

Fig. 7 S-HOG descriptor. (a) Regional segmentation;
(b) histogram of oriented gradient of region $B1$ in Fig. 7(a)

2.4.3 目标鉴别

图 8 所示为大型船只、带有尾迹的小船、小岛、漂浮物 4 种候选目标的灰度分布曲线、灰度分布直方图与梯度方向直方图。真实的船只目标具有对称长条形的形状特征,灰度的分布具有极性和对称性,扇形模板与目标在水平方向上有最大的重叠面积,在灰度分布曲线中, $0^\circ \sim 180^\circ$ 区间内的最大峰值应在 90° 附近, $181^\circ \sim 360^\circ$ 区间内的最大峰值应在 270° 附近;在灰度分布直方图中, $h3、h7$ 的幅值显著大于其他累积容器的;船只的对称性表现为水平对称轴上方 $h1、h2、h8$ 三个累积容器的幅值之和与轴下方的 $h4、h5、h6$ 的幅值之和相近;船只与水体较大的

灰度差异表现为在梯度方向直方图中 $g1、g5$ 的幅值显著大于其他累积容器的。

规定 P_l 与 P_r 为候选目标灰度分布曲线两侧最大峰值的位置; $\mathbf{H} = \{h_i, i=1,2,\dots,8\}$ 与 $\mathbf{G} = \{g_i, i=1,2,\dots,8\}$ 对应构成灰度分布直方图与梯度方向直方图幅值的 8 维向量; $H_p = \{h3, h7\}$, $G_p = \{g1, g5\}$ 为船只灰度分布直方图与梯度方向直方图中具有最大幅值的累积容器的集合; $H_f = \{h1, h2, h4, h5, h6, h8\}$ 与 $G_f = \{g2, g3, g4, g6, g7, g8\}$ 为 $\mathbf{H}、\mathbf{G}$ 中除去 $H_p、G_p$ 以外的由累积容器构成的集合; $H_{up} = \{h1, h2, h8\}$ 与 $H_{down} = \{h4, h5, h6\}$ 对应船只主轴上下两侧累积容器的集合。

图 8 中灰度分布曲线图的灰色区域标记了可接受的峰值位置,接受域宽度的一半设为 δ , P_l 在区间 $[90^\circ - \delta, 90^\circ + \delta]$ 之外或 P_r 在区间 $[270^\circ - \delta, 270^\circ + \delta]$ 之外的候选目标将被判定为虚警。图 8 第一行和第二行中不同类型的船只,其灰度分布特征与梯度方向特征均满足以上条件;第三行小岛的 P_l 与 P_r 均在接受域之外,且 $H_p = \{h3, h7\}$ 的均值并未显著大于 $H_f = \{h1, h2, h4, h5, h6, h8\}$ 的均值,故被排除;对于第四行的漂浮物,虽然两幅直方图都与真实船只目标相近,但 P_r 位于接受域之外,故也被排除。综合上述讨论,使用以下判别条件筛选真实的船只目标,其中 $M_e(\cdot)$ 表示求平均值。1) 曲线峰值位置约束: $90^\circ - \delta \leq P_l \leq 90^\circ + \delta$ 且 $270^\circ - \delta \leq P_r \leq 270^\circ + \delta$, 其中 P_l 与 P_r 为灰度分布曲线两侧最大峰值位置;2) 主轴方向灰度强度约束: $M_e(H_f) / M_e(H_p) \leq \beta_1$, 其中 β_1 为约束因子;3) 灰度对称分布约束: $\min[M_e(H_{up}), M_e(H_{down})] / \max[M_e(H_{up}), M_e(H_{down})] \geq \beta_2$, 其中 β_2 为约束因子;4) 梯度强度约束: $M_e(G_f) / M_e(G_p) \leq \beta_3$, 其中 $G_f = \{g2, g3, g4, g6, g7, g8\}$, $G_p = \{g1, g5\}$, β_3 为约束因子。各约束因子的经验取值为 $\delta = 10^\circ, \beta_1 = 0.5, \beta_2 = 0.3, \beta_3 = 0.5$ 。

3 实验与分析

为评价 SWIR 多光谱影像及算法在实际船只检测中的应用效果,将对比不同输入影像、不同检测方法的检测性能。实验使用近海、内河等场景下的 27 幅含有 224 个波段的 AVIRIS 高光谱影像,分辨率介于 $3.3 \sim 7.5$ m 之间。对每幅高光谱影像,合成可见光与 SWIR 波段的多光谱图像。在 27 幅大图 中截取 70 组尺寸为 $512 \text{ pixel} \times 512 \text{ pixel}$ 的包含船只目标的可见光与 SWIR 多光谱子图,共有 142 个船只目标。

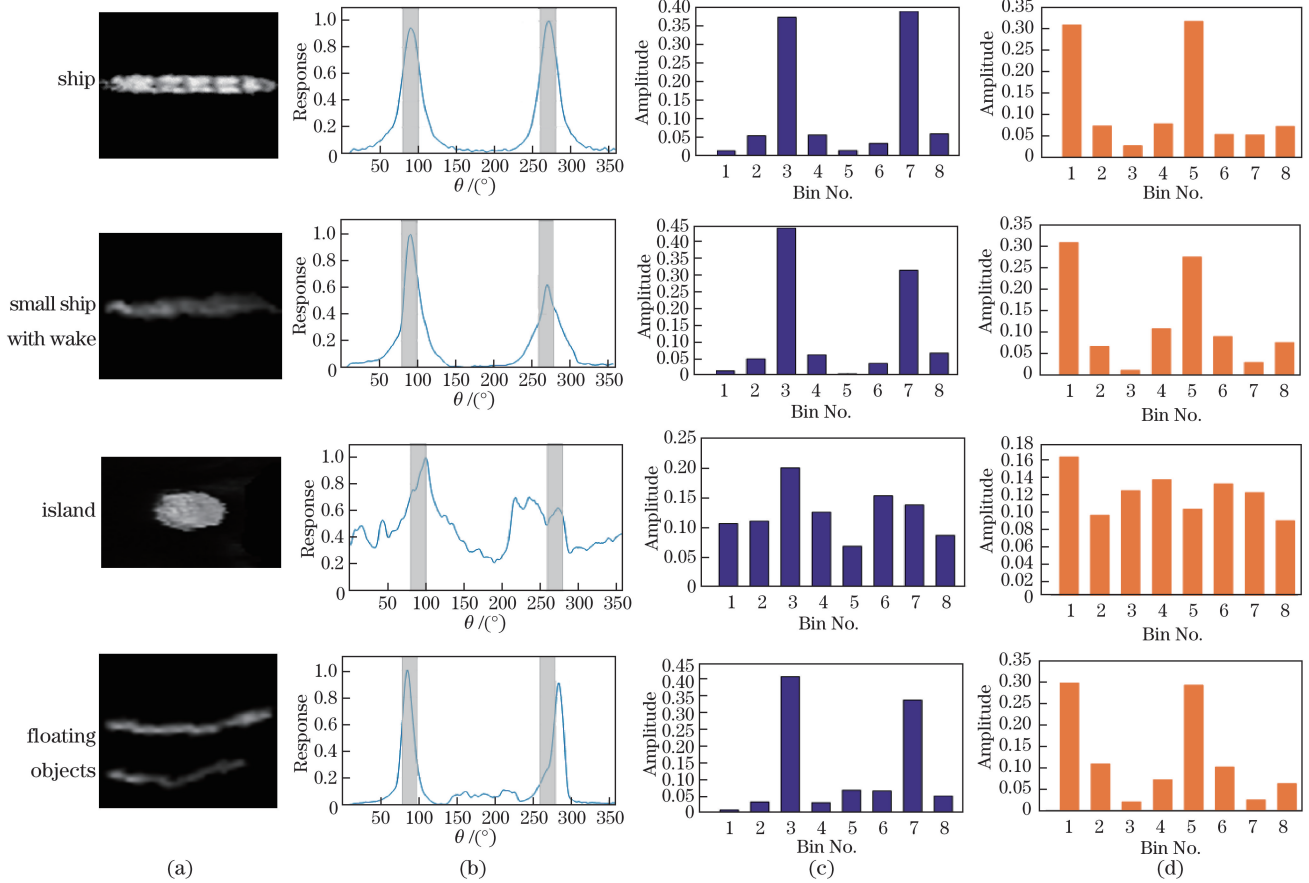


图 8 目标切片的几何特征描述。(a)预处理后的目标切片;(b)灰度分布曲线;(c)灰度分布直方图;(d)梯度方向直方图

Fig. 8 Geometric characterization of target chips. (a) Prescreened target chips; (b) grayscale distribution curve; (c) grayscale distribution histogram; (d) gradient oriented histogram

3.1 可见光与 SWIR 图像检测效果的对比

基于可见光多光谱图像与 SWIR 多光谱图像进行船只检测的准确性比较,所用的可见光影像同样按吉林一号高分 01 星的光谱响应曲线由 AVIRIS 高光谱影像合成得到,通过 2.2 节所述方法处理同一场景的 SWIR 影像,获得水体掩模,排除可见光影像中的陆地区域,并依次进行显著性检测和目标鉴别。图 9 显示了在薄云遮挡情况下,同一场景下两种输入图像的检测结果。如图 9(b)所示,由可见光影像获得的显著图对云雾有强响应,湮没了船只目标,无法通过分割显著图提取船只目标;而在图 9(f)所示的 SWIR 显著图中,云层对显著图的干扰小,小船等点状目标仍明显可见,通过显著性检测和目标鉴别可以检测出船只目标。

利用召回率 R_e 、精确率 P 及虚警率 f_{DR} 评价检测精度,其表示式分别为

$$R_e = N_{tt}/N_t, \quad (9)$$

$$P = N_{tt}/(N_{tt} + N_f), \quad (10)$$

$$f_{DR} = 1 - P, \quad (11)$$

式中 N_t 为真实船只目标总数, N_{tt} 为检测到的真实目标数, N_f 为检测到的虚警数。

引入 R_e 与 P 的调和均值作为综合评价指标 F_1 , 其表达式为

$$F_1 = \frac{2P \cdot R_e}{P + R_e}. \quad (12)$$

对于 R_e 、 P 、 F_1 三个评价指标,值越大,代表检测精度越高。实验结果见表 1。

表 1 不同输入图像的检测结果

Table 1 Detection results for different input images

Input	N_t	N_{tt}	N_f	$P / \%$	$f_{DR} / \%$	$R_e / \%$	$F_1 / \%$
Visible	142	131	7	94.93	5.07	92.25	93.57
SWIR	142	138	8	94.52	5.48	97.18	95.83

SWIR 图像检测的召回率明显高于可见光图像的,这是由于 SWIR 受气溶胶的散射作用小,一定程度上抑制了云雾的干扰,使显著图具有更高的信噪比,保证了显著区域分割的准确性,故可以检出受薄云干扰的目标;并且 SWIR 图像中的水体表现出稳定

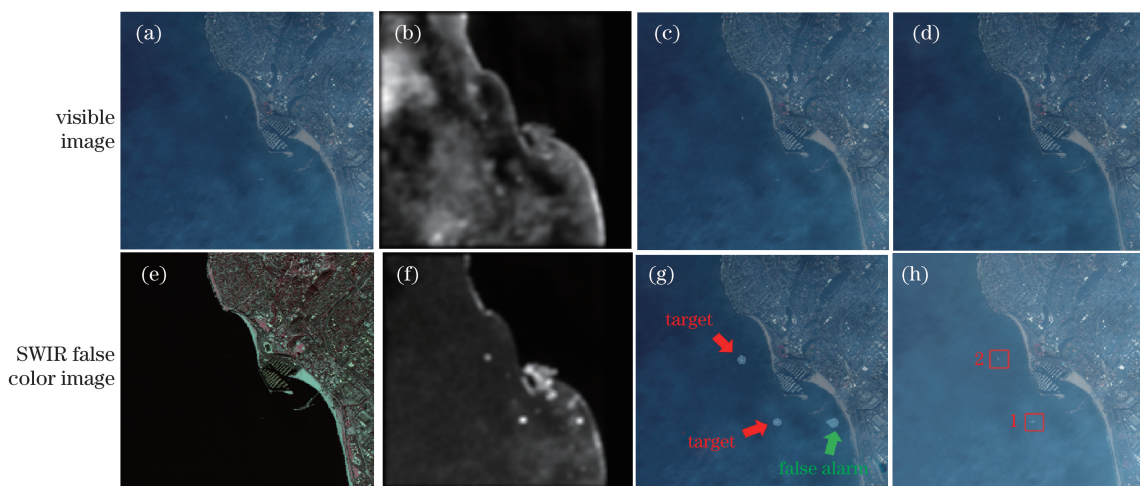


图9 可见光图像与 SWIR 图像的检测效果对比。(a)(e)输入图像;(b)(f) CSM 模型下的显著图;(c)(g)显著区域的分割结果;(d)(h)目标鉴别结果

Fig. 9 Detection results comparison of visible image and SWIR image. (a)(e) Input images; (b)(f) saliency map under CSM model; (c)(g) results of saliency segmentation; (d)(h) results of target discrimination

的低 DN 值,消除了船只航行激起的波浪对目标切片的灰度分布特征与梯度方向特征计算的影响,减少了船只的漏检。

3.2 目标鉴别方法性能的比较

将所提方法与文献[12]和文献[5]中的两种船只自动检测方法进行了比较,测试不同方法鉴别真实船只目标的能力。其中,文献[5]通过分析水面的

灰度和纹理均匀性突出船只目标,并使用目标最小外接矩形的长宽比和紧致度描述船只的几何特征,剔除伪目标。文献[12]同样使用视觉显著模型定位可能的船只目标,结合 GrabCut 目标分割和 S-HOG 特征描述鉴别候选目标。各算法的输入均为由 AVIRIS 数据合成且排除陆地区域的可见光影像,检测结果见表 2。

表 2 不同方法的检测结果

Table 2 Detection results for different methods

Method	N_t	N_{tt}	N_f	$P / \%$	$f_{DR} / \%$	$R_c / \%$	$F_1 / \%$
Proposed method	142	131	7	94.93	5.07	92.25	93.57
Method in [5]	142	116	35	76.82	23.18	81.69	79.18
Method in [12]	142	121	4	96.80	3.20	85.21	90.64

由表 2 可以发现,文献[5]中方法的虚警率较大,这是由于该方法在剔除伪目标时使用的特征较为简单,不能很好地描述船只形状的独有特点,船只与错检目标在最小外接矩形长宽比与紧致度这两个特征上难以区分,导致不能同时获得较高的 R_c 与 P 。文献[12]中方法在描述目标梯度方向特征时,分别计算了船只整体、船首、船尾三个部分的梯度方向直方图,并要求三个直方图的幅值向量同时满足约束条件,该方法准确地描述了船只两舷对称且船身与水体灰度差异大的事实,剔除虚警的能力较强, f_{DR} 显著小于文献[5]的。但船身光照不均、船只激起的波浪过大或小型船只尾迹不显著都会造成不准确的目标分割,导致船只某一部分的梯度方向直方图不满足约束条件,故文献[12]中方法的漏检率较

大, R_c 较低。而所提的目标鉴别方法,综合了船只目标的灰度分布特征和梯度方向特征,扩展了描述船只几何特征的手段,相比文献[5]减小了虚警率,同时避免了目标分割,简化了对梯度方向的约束;相比文献[12]减小了漏检率。故所提出的算法具有最好的整体检测效果,部分检测结果如图 10 所示。

3.3 算法参数选择

本节分析判别条件中约束因子取值对检测精度的影响,并确定其经验值。共选取 42 幅 SWIR 多光谱图像中的 171 个候选目标切片(包括 87 个真实目标)用于测试,每次变化一个参数的取值,其他参数使用经验值,统计结果如图 11 所示。

在利用 Radon 变换将船只主轴转至水平方向的前提下,参数 δ 的大小反映了对船只形状规则性

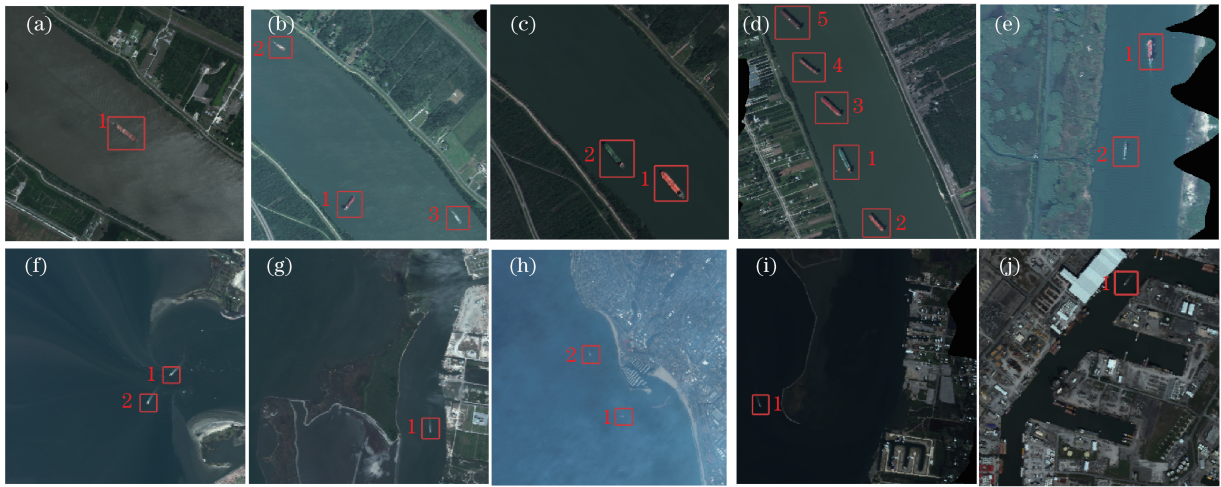


图 10 所提方法在各种场景下的船只检测结果

Fig. 10 Ship detection results in various scenes by proposed method

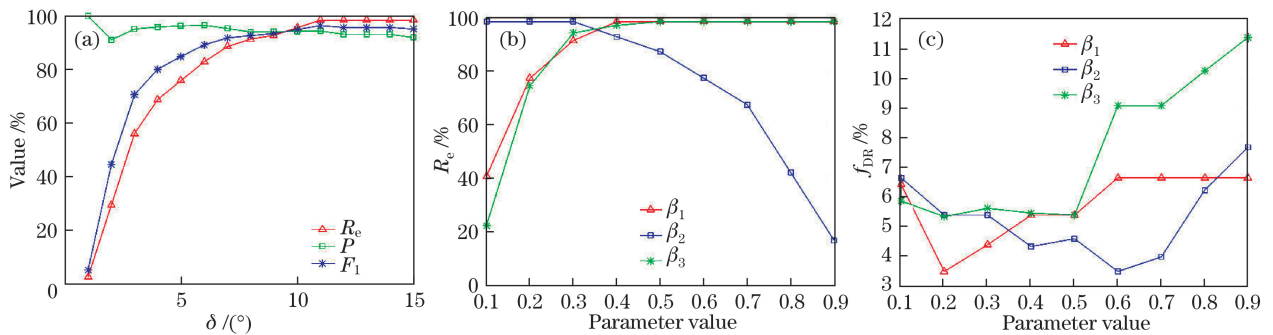


图 11 参数取值对检测性能的影响。(a)精度指标随 δ 的变化曲线;(b)各约束因子的 R_e 曲线;(c)各约束因子的 f_{DR} 曲线

Fig. 11 Effect of parameter value on detection performance. (a) Accuracy index versus δ ;

(b) R_e for each constraint factor; (c) f_{DR} for each constraint factor

约束的强弱。如图 11(a) 所示,当 δ 很小时,只有较高分辨率影像中纹理清晰、严格对称的大型船只满足灰度分布曲线峰值在规定区间内的条件,这时约束条件较强,漏检率大,而 f_{DR} 较小;随着 δ 的增大,漏检数量减少,同时 f_{DR} 也逐渐增大, δ 取 10° 能够较好地平衡 f_{DR} 与 R_e 。 β_1 表示目标沿主轴方向与其他方向灰度累积的差异, β_3 表示目标切片中垂直两舷方向上与其他方向上梯度幅值的差异。 R_e 与 f_{DR} 随 β_1 与 β_3 的变化具有相同的变化趋势,当参数 β_1 与 β_3 的值小时,条件的约束力强,虚警较少同时漏检的目标较多, f_{DR} 与 R_e 较小;随着 β_1 与 β_3 的增大,条件的约束能力逐渐降低, R_e 较大, f_{DR} 也随之增大。 β_2 则反映了对船只对称性的约束,其取值大时条件的约束力强, R_e 较小。由于 f_{DR} 由漏检数量与虚警数量共同决定,当存在个别与船只目标十分相似的虚警时,加强约束条件会使漏检目标增多,同时虚警逐渐减少直至不再变化,导致 f_{DR} 随 β_2 的增大先减小后增大。为同时保证较大的 R_e 与较小的

f_{DR} , 设置参数经验值为: $\delta = 10^\circ, \beta_1 = 0.5, \beta_2 = 0.3, \beta_3 = 0.5$ 。

4 结 论

为准确地检测近海、运河等复杂场景中的船只目标,利用水体在 SWIR 波段反射率低的特点,实现了快速准确的水体分割。以 SWIR 多光谱影像作为视觉显著模型的输入,有效抑制了水面背景和云雾的干扰,相比于使用可见光图像,提高了云雾天气下检测的准确性,减少了目标的漏检。综合灰度分布与梯度方向两种特征,更加全面地表征了船只目标的几何结构信息,能更准确地剔除虚警。

实验结果表明,以可见光影像作为输入时,检测船只的虚警率为 5.07%,召回率为 92.25%,整体表现优于其他所列的船只检测方法的。使用 SWIR 多光谱影像检测时,进一步减少了漏检,检测的召回率为 97.18%,同时虚警率近似不变,为 5.41%,证明了该 SWIR 多光谱谱段用于船只检测的有效性与

可靠性,以及所提出的目标鉴别方法的稳健性。下一步工作可在船只检测的基础上,借助高分辨率的可见光遥感影像,实现对船只目标的识别,并确定目标的类型。

参 考 文 献

- [1] Cheng D, Meng G, Xiang S, *et al.* Efficient sea-land segmentation using seeds learning and edge directed graph cut[J]. *Neurocomputing*, 2016, 207: 36-47.
- [2] Wang D, Cui X, Xie F, *et al.* Multi-feature sea-land segmentation based on pixel-wise learning for optical remote-sensing imagery[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2017, 38(15): 4327-4347.
- [3] Proia N, Pagé V. Characterization of a Bayesian ship detection method in optical satellite images[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2010, 7(2): 226-230.
- [4] Corbane C, Najman L, Pecoul E, *et al.* A complete processing chain for ship detection using optical satellite imagery[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2010, 31(22): 5837-5854.
- [5] Yang G, Li B, Ji S, *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.
- [6] Yang F, Xu Q, Li B. Ship detection from optical satellite images based on saliency segmentation and structure-LBP feature[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2017, 14(5): 602-606.
- [7] Yin Y, Liu N, Li C, *et al.* Coarse-to-fine ship detection using visual saliency fusion and feature encoding for optical satellite images[C]. *International Conference on Audio, Language and Image Processing*, 2016: 705-710.
- [8] Shi Z, Yu X, Jiang Z, *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.
- [9] Lin H, Shi Z, Zou Z. Maritime semantic labeling of optical remote sensing images with multi-scale fully convolutional network[J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(5): 480.
- [10] Zou Z, Shi Z. Ship detection in spaceborne optical image with SVD networks[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, 54(10): 5832-5845.
- [11] 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.
- [12] Xu F, Liu J, Sun M, *et al.* A hierarchical maritime target detection method for optical remote sensing imagery[J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(3): 280.
- [13] Wang H L, Zhu M, Lin C B, *et al.* Ship detection in optical remote sensing image based on visual saliency and AdaBoost classifier[J]. *Optoelectronics Letters*, 2017, 13(2): 151-155.
- [14] Wang M. Remote sensing of the ocean contributions from ultraviolet to near-infrared using the shortwave infrared bands: simulations[J]. *Applied Optics*, 2007, 46(9): 1535-1547.
- [15] Sun L, Mi X, Wei J, *et al.* A cloud detection algorithm-generating method for remote sensing data at visible to short-wave infrared wavelengths[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2017, 124: 70-88.
- [16] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1979, 9(1): 62-66.
- [17] Guo C L, Qi M, Zhang L M. Spatio-temporal saliency detection using phase spectrum of quaternion Fourier transform[C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2008: 1-8.
- [18] Li J, Levine M D, An X, *et al.* Visual saliency based on scale-space analysis in the frequency domain[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(4): 996-1010.
- [19] Xu F, Liu J H, Zeng D D, *et al.* Detection and identification of unsupervised ships and warships on sea surface based on visual saliency[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2017, 25(5): 1300-1311.
徐芳, 刘晶红, 曾冬冬, 等. 基于视觉显著性的无监督海面舰船检测与识别[J]. *光学精密工程*, 2017, 25(5): 1300-1311.
- [20] Guo C, Zhang L. A novel multiresolution spatiotemporal saliency detection model and its applications in image and video compression[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(1): 185-198.