

基于视觉显著性的海面船只候选区域检测方法

刘俊琦¹ 李智² 张学阳²

1 航天工程大学研究生院 北京 101416

2 航天工程大学 北京 101416

(nuaaliujq@163.com)

摘要 海面船只检测技术具有重要的民用和军用价值,针对复杂海面场景下船只检测精度低的问题,提出了一种基于视觉显著性的遥感图像海面船只候选区域检测方法。为检测到所有船只的候选区域,该方法首先采用 Scharr 边缘检测算子提取显著目标的边缘轮廓特征,然后基于边缘检测结果运用 FT 显著性模型得到最终的候选区域检测结果。在公开遥感数据集上的仿真实验结果表明,该方法在多种复杂检测场景下的船只候选区域检测任务中取得了较好的检测效果,实现了对船只候选区域的快速提取。

关键词 FT 显著性模型;Scharr 边缘检测算子;候选区域检测;遥感图像

中图分类号 TP391

Candidate Region Detection Method for Maritime Ship Based on Visual Saliency

LIU Jun-qi¹, LI Zhi² and ZHANG Xue-yang²

1 Graduate School, Space Engineering University, Beijing 101416, China

2 Space Engineering University, Beijing 101416, China

Abstract Maritime ship detection technology has important civil and military value. Aiming at the problem of low accuracy of ship detection in complex sea scenes, a candidate region detection method for maritime ship based on visual saliency is proposed. In order to detect all the candidate regions of ships, the proposed method firstly uses Scharr edge detection operator to extract the edge contour features of salient targets, and then uses FT to obtain the final detection results of candidate regions based on the edge detection results. Experimental results on publicly available remote databases show that the proposed method gets good detection results in the detection of candidate regions of ships in a variety of complex marine scenes and realizes the quick extraction of the candidate regions of ships.

Keywords FT saliency model, Scharr edge detection operator, Candidate region extraction, Remote sensing image

1 引言

基于光学遥感图像的海面船只检测技术日益成为各国对海上态势的重要监测手段,已被广泛应用于人道主义救援和打击贩毒、非法捕捞等海上非法活动。遥感图像中包含大量的地物信息,研究人员实际关注的目标仅占全图的一小部分,大部分区域都属于背景。针对遥感图像中的海面船只检测任务,首先要快速将船只所在的区域从大量冗余信息中提取出来,用于后续的目标判别分析。为快速从遥感图像中提取船只目标候选区域,学者们借鉴人类视觉系统对视觉场景信息加工的机理,将视觉显著性方法应用到遥感图像的船只目标检测中。文献[1]基于 Itti 模型提取图像的颜色和亮度特征,并利用灰度共生矩阵获得船只的纹理特征,最终通过阈值分割得到船只目标。Qi 等[2]则采用基于 PFT 的视觉显著性方法,检测得到舰船目标候选区域,然后设计一种均匀滤波器来均匀化候选区域,以抑制杂云、海浪等因素的干扰,最后基于船只对称分布的特点提出一种新的 S-HOG 描述符进行目标判别。该方法虽对海浪、杂云等干扰因素的抑制作用较强,但对面积较小的船只的检测效果较差。Ren 等[3]采用多尺度相

位谱法来进行海面目标检测,在多目标检测上取得了较好的效果。视觉显著性方法虽能快速去除遥感图像中的冗余信息,但受检测环境的影响较大,例如海上云雾、海浪及岛屿等均会对检测带来干扰。Song 等[4]利用 LBP 算子提取图像纹理特征,与典型视觉显著性模型形成互补,取得了较好的舰船检测效果。

为解决遥感图像幅宽大、背景信息复杂等因素造成的海面船只检测速度慢、漏警率高等问题,本文提出一种海面船只候选区域快速提取方法,该方法首先采用 Scharr 边缘检测算子提取显著目标的轮廓特征,然后基于边缘检测结果运用 FT 显著性模型得到最终的船只候选区域检测结果。实验结果表明,该方法有效解决了因船只目标与背景对比情况不同而造成的船只漏检问题。

2 海面船只候选区域提取方法

Achanta 等[5]认为性能优异的视觉显著性模型应满足以下几个条件:突出显著目标;保留显著目标清晰的边缘;输出的显著图应与原图尺寸一致。为达到上述检测要求,FT 模型从频域角度对图像进行分析,认为图像由低频和低频信息组

成,显著目标主要集中在低频区域,噪声则集中在高频区域。低频区域指图像的灰度值变化平缓的区域,高频区域指图像的灰度值变化剧烈的区域。因此,为高亮显著图中的显著目标,低频阈值应尽可能小,同时为使目标的边缘清晰,高频阈值应设置得较高。FT模型采用如式(1)所示的高斯差分算子来实现带通滤波器的作用,实现对低频信息的保留以及高频信息的剔除。

$$\begin{aligned} DoG(x, y) &= \frac{1}{2\pi} \left[\frac{1}{\delta_1^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\delta_1^2}} - \frac{1}{\delta_2^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\delta_2^2}} \right] \\ &= G(x, y, \delta_1) - G(x, y, \delta_2) \end{aligned} \quad (1)$$

其中, δ_1 和 δ_2 表示高斯算子的标准差,其中 δ_1 决定低频阈值, δ_2 决定高频阈值。

由于FT模型在进行显著性检测时并未对原始图像进行降采样,因此最终得到的显著图尺寸与原图保持一致。FT模型的具体实施流程如下。

1) 求取图像在 Lab 颜色空间中的特征分量的均值。

将大小为 $m \times n$ 的输入图像 f 从 RGB 颜色空间转换至 Lab 颜色空间,输入图像 f 在 Lab 颜色空间模型中 3 个特征分量的平均值 I_μ 可表示为:

$$I_\mu = \begin{bmatrix} L_\mu \\ a_\mu \\ b_\mu \end{bmatrix} = \frac{1}{m \times n} \begin{bmatrix} \sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n L(i, j) \\ \sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n a(i, j) \\ \sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n b(i, j) \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中, L_μ, a_μ, b_μ 分别表示图像在 L, a, b 3 个通道上的像素平均值, m 和 n 分别表示图像的长度和宽度。

2) 计算输入图像 f 与高斯差分算子 G 作用后的图像 $I_{ohc}(x, y)$:

$$I_{ohc}(x, y) = f * G = \begin{bmatrix} L_{ohc} \\ a_{ohc} \\ b_{ohc} \end{bmatrix} \quad (3)$$

3) 计算显著图

显著图在像素点 (x, y) 处的灰度值 $S(x, y)$ 为:

$$S(x, y) = \| I_\mu - I_{ohc}(x, y) \| \quad (4)$$

其中, $\|g\|$ 表示求取 I_μ 和 $I_{ohc}(x, y)$ 在像素点 (x, y) 处的欧氏距离。

如图 1 所示,FT模型提取到的船只目标的纹理特征清晰并且显著区域更贴近船只目标。然而,这种只提取图像亮度和颜色特征,通过估计中心与周围的对比度来求得原始图像显著图的方法,偏向于突出图像中与背景对比明显的船只目标,并且显著图中显著目标的亮度也不高,而对于与背景对比不明显的船只目标存在漏检的可能(如图 1 黄色矩形框所示)。这是由于 FT 模型在求解显著图时,依据 L, a, b 3 个通道的均值来确定带通滤波器的低频阈值。然而,由于遥感图像易受光照、云层等因素的干扰,同一景图像中不同区域的船只目标与背景的差异各不相同,由每个通道均值所确定的带通滤波器的低频阈值不能准确反映不同船只目标与其局部区域的差异情况。如图 2 所示,黄色矩形框区域的 L 通道均值与整图的 L 通道均值相近,并且黄色矩形框区域中的船只目标与背景对比明显,因此能够被完整检测出来,而红色矩形框区域的 L 通道均值与整图的 L 通道均值差距较大,若仍采用整体均值

进行求解则会导致红色矩形框区域中与背景对比不明显的船只目标漏检。此外,FT模型在对输入图像进行高斯滤波时,在滤除高频噪声的同时也会使目标的边缘模糊化,而船只目标在遥感图像中仅占很小一部分,图像经过高斯滤波后其中的船只目标与背景的差异更小,增加了船只目标漏检的可能。

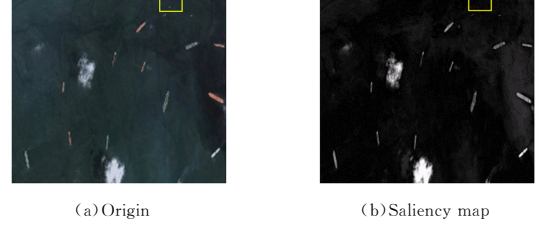
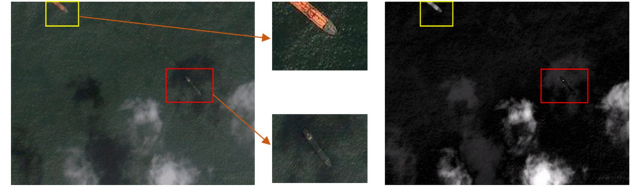


图 1 FT 检测结果(电子版为彩色)

Fig. 1 Detection result of FT



(a) The mean value in the L channel of the whole figure = 54.196
(b) Above = 53.47, below = 36.293
(c) The saliency map of FT

图 2 全图 L 通道均值与局部区域 L 通道均值的对比(电子版为彩色)

Fig. 2 Comparison of mean value of channel L in whole figure and local area

为保证所有船只目标能被检测到,在采用 FT 模型进行遥感图像船只目标检测时,有必要对输入图像进行预处理,以保证不同船只目标与其局部区域的灰度差异情况一致,进而确保所有船只目标均能被检测到。此外,由于遥感图像中船只目标占比小并且与海面背景的差异不明显,目标的轮廓与纹理相对对船只检测更重要,因此只要保证所有船只目标的轮廓信息能被完整检测到,就能大大降低漏检的情况。基于上述分析,本文提出一种适用于遥感图像船只检测的 EDFT 显著性模型,首先采用边缘检测算子提取输入图像的显著目标的轮廓信息,然后基于边缘检测结果在灰度通道上进行 FT 显著性检测以去除背景噪声,保留船只目标。

目标边缘附近的灰度值不连续并且变化剧烈,一般用梯度来表示这种剧烈的变化^[6]。梯度对应一阶导数,而对于二维图像,常用梯度的模来表示:

$$|gradG(x, y)| = \sqrt{\left(\frac{\partial G}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial G}{\partial y}\right)^2} \quad (5)$$

其中, $\partial G/\partial x$ 和 $\partial G/\partial y$ 分别表示图像水平与垂直方向的梯度。Canny, Sobel 和 Robbert 算子常被用于图像边缘检测,其中 Sobel 算子在求图像的梯度时对图像进行了平滑,因此可去除图像的随机噪声^[7]。Sobel 算子与图像卷积得到的只是横向和纵向的亮度差分近似值,不具备旋转对称性,当采用 3×3 大小的卷积核时,边缘检测效果一般。Scharr 等^[8]通过在频域上最小化加权角度差来对 Sobel 算子进行改进,提出了 Scharr 边缘检测算子。

从图 3 所示的实验结果可知,当在横向和纵向上对输入图像进行边缘检测时, Scharr 算子与 Sobel 算子相比,检测得到的船只目标轮廓与背景的灰度差异更为明显,并且不同船

只目标与其局部区域的灰度差异情况相近,对一些尺度较小的船只目标具有更好的检测效果。假设原始图像的 Scharr 算子边缘检测结果图为 S_{edge} ,则 S_{edge} 中的目标轮廓信息属于低频信息,背景噪声属于高频信息。因此,采用 DOG 滤波器作为带通滤波器对 S_{edge} 进行带通滤波,可有效去除高频噪声并保留低频区间的船只轮廓信息,最终得到的显著图 $S(x, y)$ 可表示为:

$$S(x, y) = (I_m - I_g(x, y))^2 \quad (6)$$

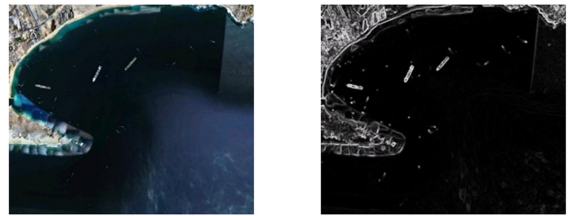
其中, I_m 表示 S_{edge} 的均值, $I_g(x, y)$ 表示 S_{edge} 经高斯滤波(卷积核大小为 3×3)后的图像在像素点 (x, y) 处的灰度值。采用式(7)对显著图 $S(x, y)$ 进行归一化:

$$S^* = \frac{S' - \min(S')}{\max(S') - \min(S')} \quad (7)$$

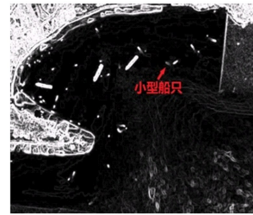
其中, S^* 表示归一化后的显著图, S' 表示待归一化的显著图, $\max(S')$ 和 $\min(S')$ 分别表示待归一化显著图中的最大和最小灰度值。

由图 4 所示的实验结果可知,EDFT 模型实现了对海面背景噪声的有效抑制,在光照不均、船只尺寸差异较大以及云层和海杂波干扰较强的检测场景中,实现了目标与背景的有效区分,取得了不错的检测效果。使用 EDFT 模型求得输入图像的显著图后,采用可自动选取分割阈值的 otsu 阈值分割方法对显著图进行二值化分割得到二值图。为更精确刻画船

只目标,需对二值图进行形态学处理来优化检测结果,首先进行形态学腐蚀运算,消除点状噪声,接着利用膨胀运算去除目标内部空隙,使目标更完整,然后计算二值图中所有船只候选区域的面积、中心点坐标以及最小外接矩形的长度和宽度。



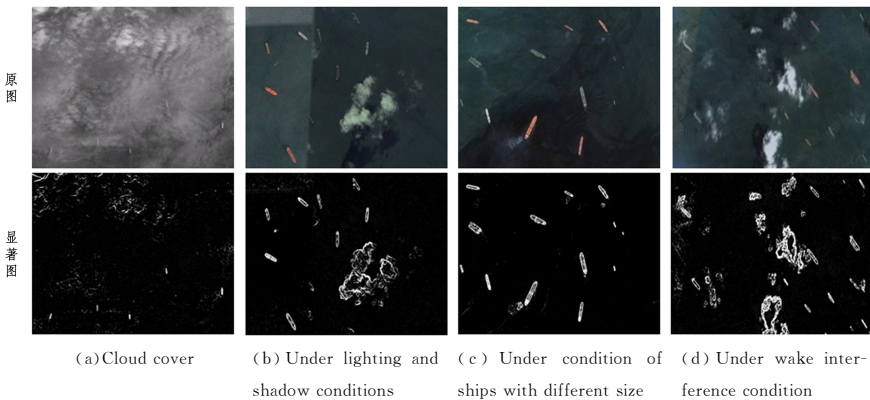
(a) Origin (b) Saliency map detected by Sobel



(c) Saliency map detected by Scharr

图 3 Sobel 与 Scharr 算子检测结果对比

Fig. 3 Comparison of detection results between Sobel and Scharr operator



(a) Cloud cover (b) Under lighting and shadow conditions (c) Under condition of ships with different size (d) Under wake interference condition

图 4 EDFT 模型求得的显著图

Fig. 4 Saliency maps detected by EDFT

由于海洋背景复杂多变,二值图中包含许多面积很小或很大的分割块,这些分割块大多是碎云、海杂波、岛屿等干扰因素。因此,可针对需检测的船只类型以及图像空间分辨率来确定面积阈值的范围,剔除面积过小或过大的候选区域。最后,在原图中以筛选后的候选区域的中心点坐标为中心,截取得到包含船只目标的正方形图像切片。

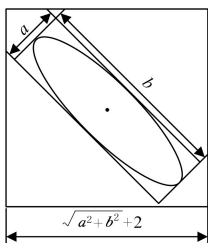


图 5 切片截取示意图

Fig. 5 Schematic diagram of slice cutting

为保证图像切片边缘的完整性,切片宽度在候选区域最小外接矩形的对角线长度的基础上增加两个像素点,图像切片截取示例如图 5 所示。

3 实验结果和分析

为验证本文提出的 EDFT 模型应用于复杂海面检测场景下船只检测的有效性,从 DOTA¹⁾、LEVIR²⁾ 遥感数据集以及 Google Earth 中,挑选了 240 张包含船只目标的遥感图像构成测试集(取名为“Remote”),并依据目标与背景的对比值差异、船只尺寸差异等条件进行归类,基本涵盖所有海面检测场景。

同时,将本文方法与典型的显著性模型进行对比实验。实验环境为:集成开发环境 Pycharm 2018.1,编译语言 python,系统环境 Windows 10,电脑配置如表 1 所列。

¹⁾ <https://captain-whu.github.io/DOTA>

²⁾ <http://levir.buaa.edu.cn>

表1 实验所用电脑的配置信息

Table 1 Configuration of computer used in the experiment

CPU	内存	显卡	显存
AMD R5	8 GB	NVIDIA	6 GB
1600X @3.6 GHz		GTX 1060	

3.1 主观视觉效果对比

为评估本文提出的 EDFT 模型的候选区域检测性能,从 Remote 测试集中选取 3 类典型海面检测场景,将 EDFT 模型与 AC^[9], FT^[5], Itti^[10], HC^[11], LC^[12], PQFT^[13], SR^[14], GBVS^[15], MSS^[16], IM^[17] 10 种典型视觉显著性模型进行对比分析。

由图 6 所示的实验结果可知,在船只与背景对比度较低的情况下,AC, PQFT 和

SR 模型检测得到的显著图中的船只目标淹没在背景中,无法将船只目标与背景进行区分; FT, GBVS, HC 和 IM 模型虽然能突出显示船只所在图像区域,但是由于引入太多背景噪声,后续在进行二值化分割时,会产生很多包含虚警的图像分割块,不利于后续的船只鉴别任务; Itti, LC 和 MSS 模型虽然有效抑制了背景噪声,但检测得到的船只目标的灰度值低,在进行阈值分割时容易发生候选区域提取不完整的情况; EDFT 模型能高亮显示所有尺寸大小的船只目标,与原始的 FT 模型的检测结果相比,有效抑制了背景噪声,并且由于进行了边缘检测,模型提取到的船只目标的轮廓完整性好,有利于后续的船只候选区域的提取工作。

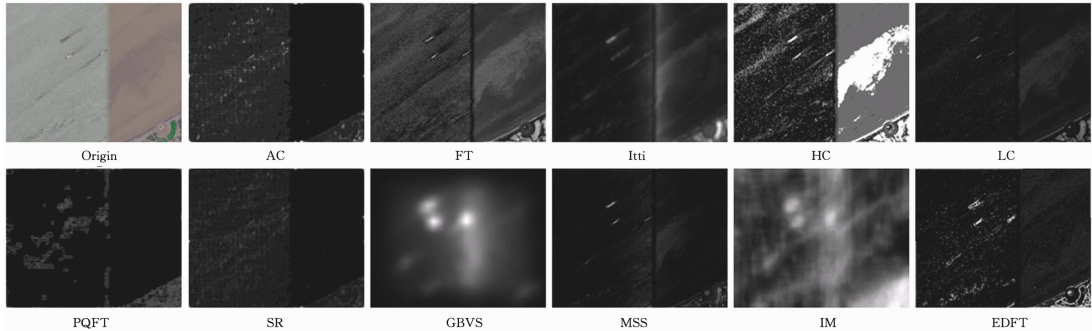


图6 目标与背景对比度较低条件下各模型的显著图对比

Fig. 6 Comparison of saliency maps detected by the models under the condition of low contrast between target and background

由图 7 所示的实验结果可知,针对存在海杂波干扰的检测场景,IM 和 GBVS 模型检测到的船只目标所在的图像区域模糊, PQFT 模型只检测到了个别船只目标,漏检情况严重; AC, LC, Itti, MSS 模型能够检测到大多数船只,但对于图像中少数尺寸相对较小的船只目标存在漏检问题; SR 模型虽

能抑制云层的干扰,但也存在漏检问题,并且检测到的船只目标与背景的灰度差异小; FT, HC 模型虽能检测到图像中的大部分船只,但是对背景噪声的抑制效果一般; EDFT 模型与其他模型相比,检测得到的船只目标数量更多,船只目标轮廓也更为完整,模型对背景噪声的抑制效果好。

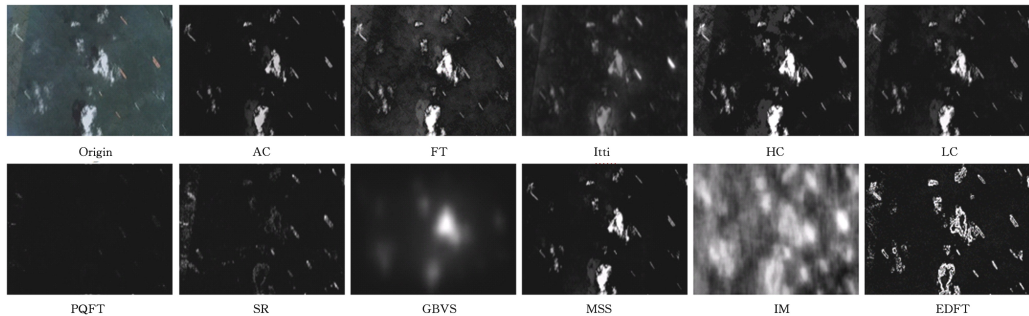


图7 海杂波干扰下各模型的显著图对比

Fig. 7 Comparison of saliency maps detected by the models under sea clutter interference

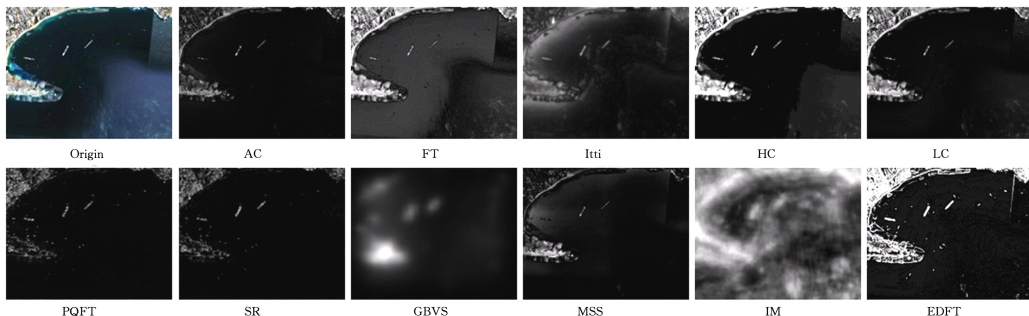


图8 近岸船只尺寸差异较大条件下各模型的显著图对比

Fig. 8 Comparison of saliency maps detected by the models under the condition of inshore ships with different sizes

由图 8 可知,针对近岸船只检测场景,IM 和 GBVS 模型得到的显著图模糊,无法将船只目标与背景区分开; AC, FT,

LC, Itti, HC, MSS, PQFT, SR 模型只能检测到图像中尺寸相对较大的船只目标,无法检测到尺寸相对较小的船只目标;

EDFT模型在突出图像中大尺度船只目标的同时,还检测到其余的小型船只,并且船只目标与背景的灰度差异明显高于其他模型,在近岸船只的候选区域检测中取得了很好的检测效果。从以上实验分析结果可知,由于海面检测场景的复杂性,各种检测模型对背景噪声的抑制效果以及船只目标的检测效果存在较大差异,其中LC, MSS, Itti以及本文的EDFT模型对噪声的抑制效果相对较好;EDFT模型能够在不同检测场景中突出图像中所有船只目标,并有效抑制背景噪声,提取的船只目标与背景灰度差异明显,船只目标的轮廓完整,与其他模型相比具有更好的船只候选区域检测性能,有效证明了EDFT模型应用于复杂海面检测场景船只检测的有效性。

3.2 定量分析

为全面评估EDFT模型的检测性能,本节从检测的速度、精确度(Precision)、虚警率(FA)、召回率(Recall)、漏警率(MA)5个方面对模型的检测性能进行定量分析,其中精确度表示检测到的船只目标中真正船只目标所占的比例,虚警率表示检测到的船只目标中非船只目标所占的比例,召回率(又称“查全率”)表示检测到的真船只目标占船只目标总数的比例,漏警率表示未检测到的船只目标占船只目标总数的比例,后四项评价指标的计算方法分别如式(8)~式(11)所示:

$$Precision = \frac{tps}{tps + fps} \quad (8)$$

$$FA = 1 - Precision = \frac{fps}{tps + fps} \quad (9)$$

$$Recall = \frac{tps}{tps + fns} \quad (10)$$

$$MA = 1 - Recall = \frac{fns}{tps + fns} \quad (11)$$

其中, tps 表示检测到的真目标数, fps 表示分类器将假目标判定为真目标的数量, fns 表示分类器将真目标判定为假目标的数量。由上述评价指标求解公式可知,求得精确度和召回率后,便可确定漏警率和虚警率。

此外,考虑到同时对精确度和召回率较为困难,因此采用F-measure参数来综合考量检测模型的性能,F-measure的定义如式(12)所示,为突出模型的检测召回率,将 β 设置为2。

$$F\text{-measure} = \frac{(1+\beta^2)Precision \times Recall}{\beta^2 \times Precision + Recall} \quad (12)$$

由主观视觉效果对比分析结果可知, MSS, HC, Itti以及本文提出的EDFT模型较其他显著性模型在复杂海面检测场景下具有更好的船只检测效果,因此,为进一步对比上述方法的检测性能,本节将EDFT模型与MSS, HC, Itti以及原始FT显著性模型进行定量对比分析,为保证实验对象的尺寸统一,先将Remote测试集中的所有图像尺寸统一为 800×600 。

由表2可知,EDFT模型的检测速度明显快于MSS, HC, Itti模型,并且与FT视觉显著性模型的检测速度差距较小。MSS模型采用给定像素点的最大可能对称环绕区域均值代替FT视觉显著性模型的图像整体特征分量均值,降低了模型的检测速度;HC模型在求取图像显著图时,由于需要通过求取图像中每一个像素点与其他所有像素点的颜色距离来确定显著图中每一点的灰度值,因此检测时间大大延长。Itti模型对多种尺度下图像的颜色、亮度、方向特征进行求差,将求差得到的各区域中心与周围区域的差异作为图像的显著图,由于需要进行大量的数值运算,因此检测速度慢于FT和EDFT模型。综合3.1节的视觉效果对比分析结果以及表2的定量分析结果可知,FT, MSS, HC, Itti模型应用于复杂海

面检测场景下的船只检测任务时,漏检情况严重并且容易引入噪声,无法取得预期的检测效果,因此虚警率FA和漏警率MA普遍较高,而本文提出的EDFT模型能够突出所有船只目标的轮廓并且对背景噪声有一定的抑制效果,因此EDFT模型的虚警和漏警情况明显少于其他模型,虽然仍有13.19%的虚警率,但召回率达到了92.49%,明显高于对比模型,满足船只候选区域提取的要求,即尽可能减少了漏警。从F-measure值来看,本文提出的EDFT模型的检测性能最好。

表2 各显著性模型检测性能的对比

Table 2 Comparison of detection performance of each saliency model

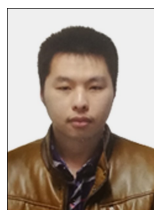
Model	Precision /%	Recall /%	F- measure	FA/%	MA /%	Time/s
MSS	73.57	76.32	0.758	26.43	23.68	0.321
HC	68.24	70.67	0.702	31.76	29.33	5.704
Itti	65.21	69.87	0.689	34.79	30.13	0.165
FT	70.44	68.76	0.691	29.56	31.24	0.043
EDFT	86.81	92.49	0.913	13.19	7.51	0.047

结束语 针对遥感图像船只检测问题,本文提出了一种基于视觉显著性的海面船只候选区域检测方法,该方法在突出船只目标的同时抑制了背景噪声对检测造成的干扰。为证明本文方法应用于复杂海面检测场景船只检测的有效性,基于从DOTA, LEVIR遥感数据集中抽取的多类具有复杂检测背景的遥感图像,将本文方法与现有典型视觉显著性方法进行对比分析。结果表明,本文方法在多种复杂检测场景的船只候选区域检测任务中均取得了较好的检测效果,但仍存在检测得到的候选区域包含部分虚警的问题。后续可借助深度学习方法对候选区域进行分类,以排除虚警因素得到船只目标。

参考文献

- [1] LECLERC M, THARMARASA R, FLOREA M C, et al. Ship Classification Using Deep Learning Techniques for Maritime Target Tracking[C]//2018 21st International Conference on Information Fusion (FUSION). UK:IEEE,2018:737-744.
- [2] QI S, 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.
- [3] LEI R, CHAOJIAN S, XIN R. Salient target detection method under sea surface environment based on multi-scale phase spectrum[C]//2011 Seventh International Conference on Natural Computation (ICNC). Shanghai, China:IEEE,2011,2:977-981.
- [4] SONG Z, SUI H, WANG Y. Automatic ship detection for optical satellite images based on visual attention model and LBP[C]//2014 IEEE Workshop on Electronics, Computer and Applications (IWECA). Ottawa, Canada:IEEE,2014.
- [5] ACHANTA R, HEMAMI S, ESTRADA F, et al. Frequency-tuned salient region detection[C]//IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2009). 2009 (CONF):1597-1604.
- [6] NUR S A, IBRAHIM M M, ALI N M, et al. Vehicle detection based on underneath vehicle shadow using edge features[C]//2016 6th IEEE International Conference on Control System, Computing and Engineering (ICCSCE). IEEE,2016:407-412.
- [7] KANOPOULOS N, VASANTHAVADA N, BAKER R L. Design of an image edge detection filter using the Sobel operator

- healthcare delivery in China [J]. Chinese Hospitals, 2019, 23(4):1-3.
- [2] YU M, YU Y, RHUMA A, et al. An Online One Class Support Vector Machine-Based Person-Specific Fall Detection System for Monitoring an Elderly Individual in a Room Environment [J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2013, 17(6):1002-1014.
- [3] ROUGIER C, MEUNIER J, ST-ARNAUD A, et al. Robust Video Surveillance for Fall Detection Based on Human Shape Deformation [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2011, 21(5):611-622.
- [4] LI Y, HO K C, POPESCU M. A Microphone Array System for Automatic Fall Detection [J]. IEEE Transactions on Bio-medical Engineering, 2012, 59(5):1291-1301.
- [5] TANG Y S, XIE N, HE J Q. Design and Implementation of Senile Fall Detection Algorithm Based on Triaxial Accelerometer [J]. Microcomputer Applications, 2019, 35(2):42-44.
- [6] HOU M, WANG H, XIAO Z, et al. An SVM fall recognition algorithm based on a gravity acceleration sensor [J]. Systems Science & Control Engineering, 2018, 6(3):208-214.
- [7] CHO H, YOON S M. Applying singular value decomposition on accelerometer data for 1D convolutional neural network based fall detection [J]. Electronics Letters, 2019, 55(6):320-322.
- [8] LIU P, LU T C, LV Y Y, et al. MEMS Tri-Axial Accelerometer Based Fall Detection [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2014, 27(4):570-574.
- [9] LI J Y. Bp Neural Network Optimized by PSO and its Application in Function Approximation [J]. Advanced Materials Research, 2014:945-949.
- [10] LIU P, ZHANG W. An Fault Diagnosis Intelligent Algorithm Based on Improved BP Neural Network [J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2018(4).
- [11] LAI C F, CHANG S Y, CHAO H C, et al. Detection of Cognitive Injured Body Region Using Multiple Triaxial Accelerometers for Elderly Falling [J]. IEEE Sensors Journal, 2011, 11(3):763-770.
- [12] XIA K W, LI C B, SHEN J Y. An Optimization Algorithm on the Number of Hidden Layer Nodes in Feed-forward Neural Network [J]. Computer Science, 2005(10):143-145.
- [13] MADSEN K, NIELSEN H B, TINGLEFF O. Methods for non-linear least squares problems (2nd Edition) [M]. Informatics and Mathematical Modellings, Technical University of Denmark, 2004.
- [14] HU S J, QIN J B, GUO W. A Fall Detection Algorithm with Automatic Feature Extraction [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2018, 31(12):66-71.



ZHOU Li-peng, born in 1994, postgraduate. His main research interests include wireless communication signal processing and system design, machine learning, etc.



MENG Li-min, born in 1963, Ph.D, professor, Ph.D supervisor. Her main research interests include wireless communication and network, intelligent information system, network management, multimedia digital communication and network, etc.

(上接第 241 页)

- [J]. IEEE Journal of Solid-state Circuits, 1988, 23(2):358-367.
- [8] JÄHNE B, SCHARR H, KÖRKE S. Principles of filter design [C] // Handbook of Computer Vision and Applications. Academic Press, 1999.
- [9] ACHANTA R, ESTRADA F, WILS P, et al. Salient region detection and segmentation [C] // International Conference on Computer Vision Systems. Springer, 2008:66-75.
- [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] CHENG M M, ZHANG G X, MITRA N J, et al. Global Contrast Based Salient Region Detection [C] // 2011 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2011.
- [12] ZHAI Y, SHAH M. Visual attention detection in video sequences using spatiotemporal cues [C] // Proceedings of the 14th ACM International Conference on Multimedia. Santa Barbara, CA, USA, ACM, 2006:23-27.
- [13] GUO C, MA Q, ZHANG L. Spatio-temporal saliency detection using phase spectrum of quaternion fourier transform [C] // 2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2008:1-8.
- [14] HOU X, ZHANG L. Saliency detection: A spectral residual approach [C] // CVPR'07. IEEE, 2007:1-8.
- [15] HAREL J, KOCH C, PERONA P. Graph-based visual saliency [C] // Advances in Neural Information Processing Systems. 2007:545-552.
- [16] ACHANTA R, SÜSSTRUNK S. Saliency detection using maximum symmetric surround [C] // 2010 IEEE International Conference on Image Processing. IEEE, 2010:2653-2656.
- [17] MURRAY N, VANRELL M, OTAZU X, et al. Saliency estimation using a non-parametric low-level vision model [C] // CVPR 2011. IEEE, 2011:433-440.



LIU Jun-qi, born in 1995, postgraduate. His main research interests include object detection and artificial intelligence.



LI Zhi, born in 1973, Ph.D, professor, Ph.D supervisor. His main research interests include space system application and so on.