

# 基于鲁棒背景估计的船舶显著性检测

姚婷婷\*, 张波, 李鹏飞, 柳晓鸣

大连海事大学信息科学技术学院, 辽宁 大连 116026

**摘要** 显著性检测技术可以快速有效地从海面背景中区分出前景船舶,因此基于显著性分析的船舶检测算法受到了广泛的研究关注。然而受到水面无规则背景噪声,如海浪、杂波、船舶尾迹等干扰,很难准确地获得船舶检测结果。针对这一问题,提出了一种基于鲁棒背景估计的船舶显著性检测算法。首先,对原始输入图像中的像素点进行聚类形成一系列超像素,并利用深度卷积网络求取每个超像素对应的特征描述。然后,为了有效抑制海面背景噪声对船舶检测性能的影响,构建了一种新的背景模板估计算法,并将其融入多尺度细胞自动机求解框架下,从而根据立体邻域空间中不同像素点的特征描述差异获得基于显著性分析的船舶检测结果。定性和定量实验结果表明,所提算法可以有效提高复杂背景下的船舶显著性检测效果。

**关键词** 图像处理; 船舶显著性检测; 背景估计; 深度卷积网络; 细胞自动机

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202259.0810008

## Salient Ship Detection Based on Robust Background Estimation

Yao Tingting\*, Zhang Bo, Li Pengfei, Liu Xiaoming

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

**Abstract** Foreground ships can be quickly and effectively detected from sea background with the help of salient detection technology. As a result, saliency-analysis-based ship detection algorithms have received extensive research attention. However, obtaining accurate ship detection results influenced by irregular background noise, such as waves, clutter, and wakes, on the sea surface is challenging. A robust background-estimation-based salient ship detection algorithm has been proposed to solve the aforementioned problem. First, the input image is clustered into a set of superpixels, and the deep feature representation of each superpixel is extracted from a deep convolutional neural network. Then, a background noise estimation algorithm is proposed to effectively suppress the influence of background noise on ship detection and it is integrated into the solution framework of hierarchical cellular automata. Finally, the salient ship detection results can be obtained according to the difference in the feature description of various pixels in the stereo neighborhood space. Qualitative and quantitative experimental results demonstrate that the proposed algorithm could effectively enhance the salient ship detection effect under complex backgrounds.

**Key words** image processing; salient ship detection; background estimation; deep convolutional neural network; cellular automata

## 1 引言

视觉成像系统具有价格低廉、安装方便等优势,因此被广泛应用于各大港口码头。由于监控系

统拍摄的视频图像数据量庞大,仅依靠人工监测需要耗费大量的时间。因此近年来,计算机视觉技术<sup>[1-3]</sup>被广泛应用于船舶自动检测领域。

在海洋场景中,图像背景多由海面和天空组成,

收稿日期: 2021-03-19; 修回日期: 2021-04-03; 录用日期: 2021-04-28

基金项目: 国家自然科学基金(62001078)、中央高校基本科研业务费(3132020208)

通信作者: \*ytt1030@dlnu.edu.cn

这类区域在外观形态和特征描述上与前景船舶存在较大的视觉差异。显著性分析<sup>[4-5]</sup>通过智能算法模拟人类视觉注意机制,根据不同像素点间的特征描述差异,可以快速有效地从背景中定位出前景船舶,因此受到了国内外学者的广泛研究关注。例如,Cane等<sup>[5]</sup>通过颜色对立性分析从输入图像中提取了宽调谐强度解耦红绿蓝特征,利用改进的布尔映射显著性检测算法求取不同像素点间的特征差异,从海面背景中定位出前景船舶区域,并进一步基于卡尔曼滤波技术获得了连续视频中的船舶检测与跟踪结果。刘松涛等<sup>[6]</sup>提出了一种基于区域协方差和目标度的船舶检测算法,该算法使用 sigma 特征进行目标显著性建模,进一步结合目标度抑制海面背景杂波,最后通过子窗口搜索实现复杂场景下的船舶检测。Sobral等<sup>[7]</sup>提出了一种基于双重约束的主成分分析算法,该算法通过综合形状约束和目标置信区域中的稀疏表达,获得最终的船舶二值掩模检测结果。Shao等<sup>[8]</sup>建立了包含 6 类船舶目标的检测数据集,基于 YOLOv2 求解框架,通过结合海岸线检测和船舶显著性分析,利用不同区域的颜色特征差异,更加快速准确地获得了船舶检测结果。基于显著性分析理论,通过比较不同像素点间颜色、纹理等特征描述的差异性,在一定程度上可以快速有效地从背景区域中检测出前景船舶。但是这类方法对提取的特征描述依赖性较大,当提取的原始特征受到噪声干扰时,会影响整体算法的鲁棒性。

为了进一步提高基于显著性分析的船舶检测效果,已有学者尝试利用变换域或综合不同特征空间下的视觉信息来增强前景区域和背景区域的特征描述力,进而抑制不规则背景噪声对船舶检测性能的影响。例如,Ren等<sup>[9]</sup>对输入图像提取的颜色

和亮度特征进行傅里叶变换,然后在频域内对不同特征获得的光谱幅值进行奇异值分解,最后利用傅里叶逆变换和线性融合得到了具有较强显著性的船舶检测结果。Afsharirad等<sup>[10]</sup>基于任务模拟系统,利用傅里叶变换和相位分析技术提高前景区域和背景区域的原始特征描述力,从而获得了更加鲁棒的船舶检测结果。丁鹏等<sup>[11]</sup>利用四元数图像可以在多通道内进行并行处理并保证其特征描述具有多尺度关联性的特点,设计了一种基于多特征、多尺度视觉显著性的船舶检测算法,该算法通过人眼对不同尺度船舶目标关注不同的特点对图像进行尺度变换,避免了船舶漏检现象。上述算法通过空间域变换和多特征描述,进一步提高了前景区域和背景区域的特征区分度。然而仅依靠手工设计规则求取图像特征描述,很难对复杂背景噪声,如海浪、泡沫和船舶尾迹等进行全面抑制,因此很容易引起误检现象。

综上所述,海水表面存在的无规则背景噪声影响了现有基于显著性分析的船舶检测性能。通过对背景区域进行更加准确鲁棒的建模分析,可以解决上述问题。基于此,本文提出一种基于鲁棒背景估计的船舶显著性检测算法。该算法通过构建更加鲁棒的背景模板,并将其融入多尺度细胞自动机求解框架下,提高前景船舶与背景区域的区分度。对比实验结果表明,所提算法对出现在不同位置、具有不同成像大小的船舶均可以进行有效检测。

## 2 基于鲁棒背景估计的船舶显著性检测

所提基于鲁棒背景估计的船舶显著性检测算

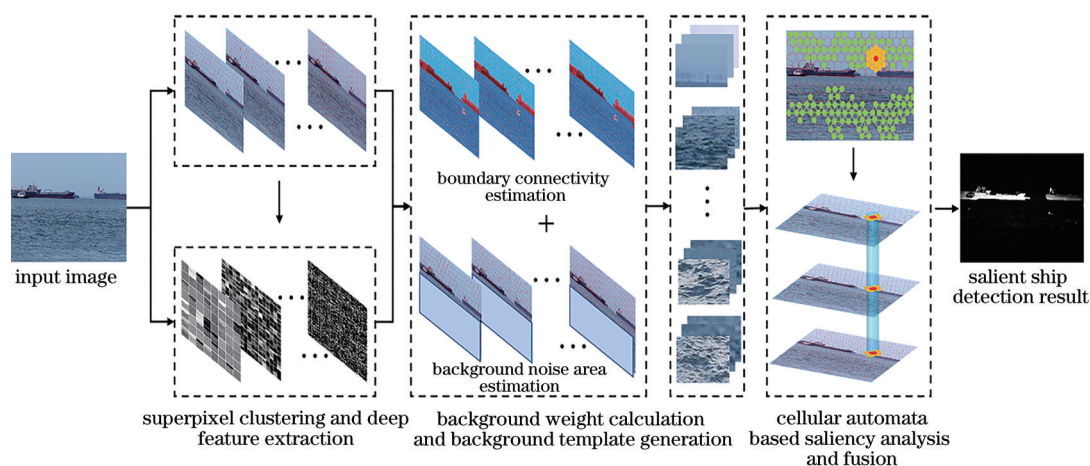


图 1 基于鲁棒背景估计的船舶显著性检测算法求解示意图

Fig. 1 Illustrative diagram of salient ship detection algorithm based on robust background estimation

法求解流程如图 1 所示。接下来从深度特征提取、背景模板生成和基于多尺度细胞自动机的显著性分析 3 部分对所提算法进行详细介绍。

### 2.1 超像素聚类及深度特征提取

为了有效保留相邻像素点间的结构信息并提高算法求解效率,首先使用线性迭代聚类算法<sup>[12]</sup>将输入图像中位置相邻、特征相似的若干像素点预先聚类成超像素。对每幅图像分别提取了大、中、小 3 个不同参数下的超像素聚类结果,用于后续多尺度立体近邻空间的构建。对于每个超像素,使用深度网络模型<sup>[13]</sup>提取对应的深度特征表达。选取的深度网络模型以 VGG16 为骨干网络,整体网络由 5 轮卷积操作共同构成,每轮卷积操作进一步由卷积层、激活层和池化层等共同构成。使用 PASCAL VOC2011 分割训练样本集对模型参数进行了训练和学习。通过多轮卷积操作,浅层网络可以有效提取出输入图像的局部细节信息,深层网络则可以进一步获得更多的语义和上下文特征表达。参考文献<sup>[14]</sup>,所提算法将浅层网络和深层网络提取获得的特征向量进行了拼接融合,作为每个超像素节点对应的深度特征描述。

### 2.2 背景模板估计

为了度量不同超像素之间的差异性,构建无向加权图  $G=(P, E)$ ,将每个超像素作为节点  $P$ ,使用无向边  $E$  对所有超像素节点进行连接。此时,任意两个空间位置相邻的超像素节点  $p_i, p_{i_a}$  之间的外观距离  $d_{\text{app}}$  可以根据提取的深度特征来描述,使用无向边的权重进行刻画。

$$d_{\text{app}}(p_i, p_{i_a}) = \sqrt{(f_{p_i}^d - f_{p_{i_a}}^d)^2}, \quad (1)$$

式中:  $f_{p_i}^d, f_{p_{i_a}}^d$  分别表示超像素  $p_i$  和  $p_{i_a}$  的深度特征。

根据构建的无向加权图,任意两个空间位置中不相邻的超像素节点可以通过全源最短路径算法使用最短路径进行连接<sup>[15]</sup>。因此,任意两个超像素点之间的外观距离可以表达为

$$d_{\text{app}}(p_i, p_j) = \min_{\substack{p_1=p_i, p_2=p_{1a}, \dots, \\ p_{n_c}=p_{(n_c-1)a}=p_j}} \sum_{k=1}^{n_c} d_{\text{app}}(p_k, p_{k+1}), \quad (2)$$

式中:  $n_c$  表示最短路径中包含的彼此相连超像素的个数。

同时,根据不同超像素节点的位置坐标,可进一步求取不同超像素点之间的空间距离。

$$d_{\text{spa}}(p_i, p_j) = \exp\left[-\frac{(x_{p_i} - x_{p_j})^2 + (y_{p_i} - y_{p_j})^2}{2\sigma_1^2}\right], \quad (3)$$

式中:  $x_{p_i}, y_{p_i}$  和  $x_{p_j}, y_{p_j}$  分别表示超像素  $p_i$  和  $p_j$  在图像中的横纵坐标;  $\sigma_1$  表示空间距离权重参数。

虽然船舶在图像中出现的位置多变,但整体目标与图像上下左右 4 个边缘的区域连通性远低于背景海面 and 天空区域。因此,为了更好地区分前景区域和背景区域,根据不同超像素点的深度特征,使用软分割算法<sup>[15]</sup>将整个图像分割为不同的区域,每个区域均由若干具有相似特征表达的超像素构成。此时,每个超像素节点  $p_i$  对其所在区域的贡献率可以表示为

$$A_{p_i} = \sum_{j=1}^M \exp\left[-\frac{d_{\text{app}}(p_i, p_j)^2}{2\sigma_2^2}\right], \quad (4)$$

式中:  $M$  表示输入图像中的超像素总数;  $\sigma_2$  表示区域分割控制参数。

根据分割结果,可以进一步计算每个超像素与图像边缘的连通权重。

$$\omega_{p_i}^{\text{bc}} = 1 - \exp\left\{-\frac{\left\{\sum_{j=1}^M \exp\left[-\frac{d_{\text{app}}(p_i, p_j)^2}{2\sigma_2^2}\right] \times \delta(p_j \in B_{\text{background}})\right\}^2}{A_{p_i}}\right\}, \quad (5)$$

式中:  $\delta$  表示狄利克雷函数,即当超像素  $p_j$  属于图像边缘区域时该函数取值为 1,否则取值为 0。因为属于背景区域的超像素点对应的边缘连通权重往往更大,所以通过引入该先验项可以在后续计算中进一步增强前景区域和背景区域的差异性。

此外,为了更好地区分海面背景噪声,进一步对输入图像进行海平线估计。使用边缘检测子求取输入图像对应的二值边缘图,并使用霍夫变化将

边缘图映射到霍夫空间中。在该空间下,选取霍夫转换矩阵中对应的峰值对图像进行直线分割,并将其结果作为图像的海平线。由于海面不规则噪声仅存在于海平线以下区域,因此定义背景噪声区域先验权重为

$$\omega_{p_i}^{\text{bm}} = \begin{cases} 0, & x_{p_i} > x_H \\ 1, & x_{p_i} \leq x_H \end{cases}, \quad (6)$$

式中:  $x_H$  表示海平线在图像中的横轴位置坐标。

根据上述求取的距离度量和先验权重, 定义背景模板权重为

$$\omega_{p_i}^B = (1 - \omega_{p_i}^{bm}) \times \max \left[ 0, \sum_{j=1}^M d_{app}(p_i, p_j) d_{spa}(p_i, p_j) \omega_{p_i}^{bc} - \gamma_1 \right] + \omega_{p_i}^{bm} \times \max \left[ 0, \sum_{j=1}^M d_{app}(p_i, p_j) d_{spa}(p_i, p_j) \omega_{p_i}^{bc} - \gamma_2 \right], \quad (7)$$

式中:  $\gamma_1, \gamma_2$  表示差异阈值权重。(7)式通过结合不同超像素点间的距离度量分析、边缘连通权重和背景噪声区域权重, 刻画了不同像素点间的差异性。进一步, 为了有效抑制海面不规则噪声对船舶显著性的影响, 根据背景噪声区域权重, 对海面区域引入差异性阈值进行分析, 从而更好地从背景中区分出前景船舶。最终, 选取背景模型权重大于 0 的超像素构成背景模板  $B$ 。

### 2.3 基于多尺度细胞自动机的船舶显著性检测

根据上述估计获得的背景模板, 本文设置初始显著度图为

$$S_{p_i}^0 = \begin{cases} 0.001, & p_i \in B \\ 0.5, & p_i \notin B \end{cases} \quad (8)$$

即为估计获得的背景模板设置非常低的显著值, 而对非背景区域设定初始显著值为 0.5。然后, 利用细胞自动机模型<sup>[14]</sup>, 根据不同像素点的特征描述差异迭代更新显著度图。

$$S^{k+1} = CS^k + (I - C)FS^k, \quad (9)$$

$$f_{ij} = \begin{cases} \exp \left[ -\frac{d_{app}(p_i, p_j)}{\sigma_3^2} \right], & j \in i_{NB} \\ 0, & j \notin i_{NB} \end{cases}, \quad (10)$$

$$c_{ij} \propto \frac{1}{\max(f_{ij})}, \quad (11)$$

式中:  $S^{k+1}$  表示第  $k+1$  次迭代下计算获得的显著度图;  $I$  表示单位矩阵; 矩阵  $F$  中的每个元素  $f_{ij}$  用于刻画第  $i$  个超像素节点对第  $j$  个超像素节点显著度值估计的影响;  $i_{NB}$  表示第  $i$  个超像素节点的邻域; 相干矩阵  $C$  为对角矩阵。

为了更加有效地检测出具有不同成像大小的船舶, 所提算法结合不同参数下生成的超像素聚类结果, 引入多尺度近邻空间, 从而在立体空间内对输出图像的显著度图进行迭代优化。在多尺度立体空间中, 每个像素点的邻域为同一尺度下的 4 连接近邻和不同尺度下同一坐标位置的像素点及其 4 连接近邻。同时, 将所有属于背景模板的像素点均连接在一起, 视为背景空间近邻域。

根据迭代优化可以获得最终的显著度图。在

该图中, 数值较大的区域表示该像素具有较强的视觉显著性, 对应前景船舶。因此, 根据显著度图, 通过阈值判断, 可以最终获得船舶检测二值掩模结果。

## 3 实验结果与分析

实验在 MATLAB 软件中进行, 所使用计算机内存为 128 GB, 处理器为 8 核 16 线程 Intel Xeon W-2145, 主频为 3.7 GHz。为了验证所提算法的有效性, 在真实监控新加坡海事数据集和标准公测数据集上进行了实验评估。

### 3.1 实验数据集与参数设定

为了验证所提算法的性能, 首先在新加坡海事数据集上进行了实验。该数据集一共包含 51 个在新加坡海域实际拍摄的监控视频片段, 其中 40 个视频是由海岸边架设的相机拍摄获得的, 其余 11 个视频则由车载相机拍摄获取。由于同一段视频中相邻帧间的图像差异性很小, 因此将该数据集中所有视频每隔 20 帧保留一幅图像, 共收集到 1186 幅图像用于真实应用场景下的算法定性分析。同时, 从显著性检测标准数据集中筛选出了包含船舶的图像, 并给出了标测数据集下的船舶检测结果。最后, 为了方便与其他算法进行定量比较, 在 ECSSD<sup>[16]</sup> 和 PASCAL-S<sup>[17]</sup> 两个公测数据集上对所提算法进行了评测, 从而进一步验证所提算法的有效性和普适性。

实验中, 每幅图像在大、中、小 3 个不同参数下所包含的超像素数目分别设定为 200、170、140。权重参数设定如下:  $\sigma_1 = 0.25, \sigma_2 = 10, \sigma_3 = 0.25, \gamma_1 = 0.95, \gamma_2 = 0.85$ 。细胞自动机的迭代求解次数固定为 20。对于不包含明显海平线的输入图像, 将所有像素点对应的背景噪声区域权重均设定为 0。

### 3.2 定性分析

图 2 给出了不同算法在新加坡海事数据集上的船舶显著性检测结果, 其中第 1 行与第 2 行图像选自岸载相机拍摄的监控图像。从图中可以看出, 相比于 UHM<sup>[18]</sup>、GS<sup>[19]</sup> 和 HCA<sup>[14]</sup> 算法, 所提算法可以

更好地克服海面波浪对船舶检测的影响。同时,相比 RBD<sup>[20]</sup>和 DSR<sup>[21]</sup>算法,对于出现在监控图像中不同位置,具有不同成像大小的船舶,所提算法可以进行更加有效的检测,很少出现漏检和误检现象。图 2 中第 3 行与第 4 行图像选自车载相机拍摄的监控图像。在这种情况下,受船舶抖动干扰,拍摄图像水面区域往往存在大量的杂波噪声。其他算法获得的检测结果均存在一定的误检现象,所提算法通过挖

掘更加鲁棒的背景模板,并利用其进行显著性差异分析,有效抑制了无规则噪声对船舶检测性能的干扰。图 2 中第 5 行进一步对比了不同算法在光照较暗情况下对多艘尺寸较小船舶的检测性能,从图中可以看出,当光线较暗时,所提算法依旧可以对监控图像中成像区域较小的船舶进行有效的检测。

图 3 为不同算法在仅包含一艘船舶目标的标准数据集上的显著性检测结果。从图中可以看出:在

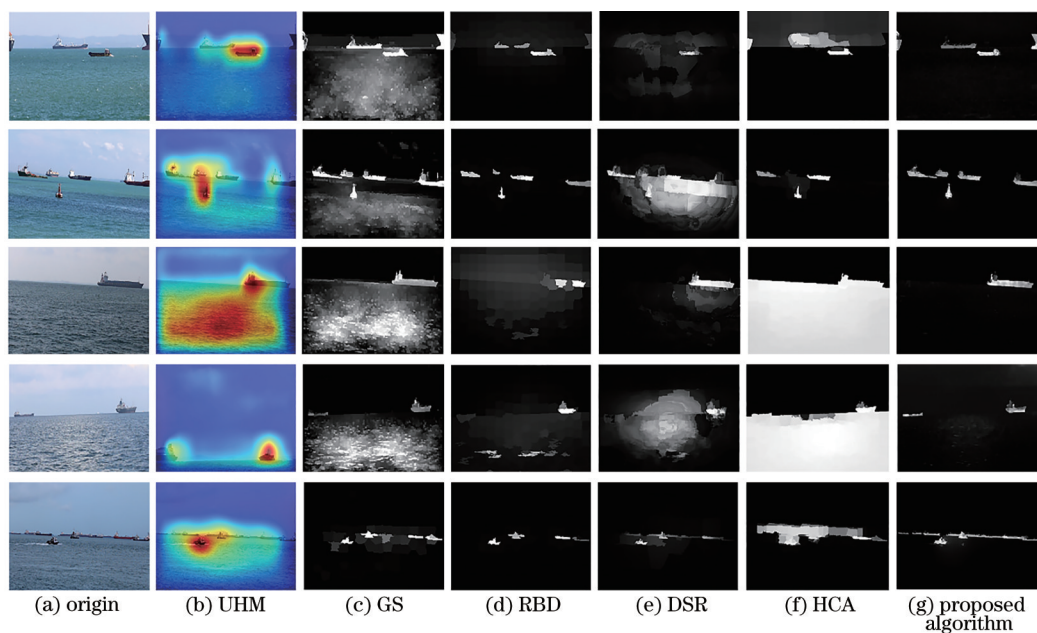


图 2 新加坡海事监控数据集下的船舶显著性检测结果对比

Fig. 2 Comparison of salient ship detection results on Singapore maritime surveillance dataset

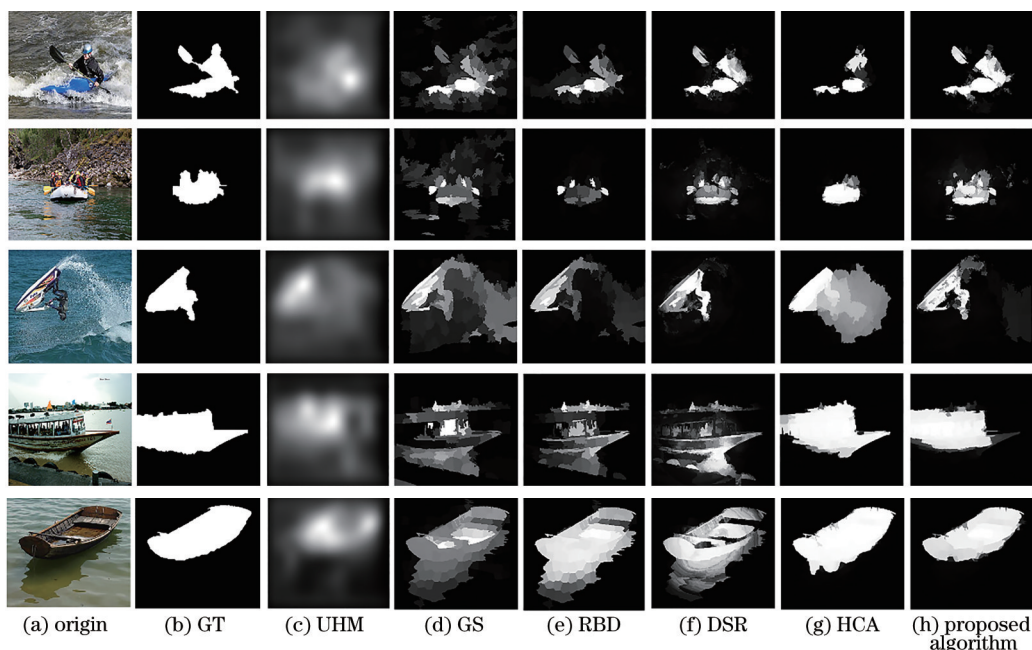


图 3 公测数据集下的单一船舶目标显著性检测结果对比

Fig. 3 Comparison of single ship salient detection results on benchmark dataset

第 1 行中 HCA 算法没有检测到船桨;在图中第 3 行,只有 DSR 算法和所提算法获得了准确的检测结果;在图中第 4、5 行,UHN、GS、RBD、DSR 算法受到背景、海浪、阴影等干扰,未能检测出清晰的船舶轮廓,且出现了一定的误检现象。相比其他算法,所提算法获得了更加精确的船舶显著图,边缘轮廓更加清晰,能够很好地抑制复杂背景噪声对船舶检测的干扰。

图 4 进一步给出了不同算法在包含多艘船舶目标的图像上的显著性检测结果。从图中可以看出:

UHM 算法检测效果较为模糊;GS 算法和 RBD 算法在第 5 行均受到了背景干扰,将背景区域检测为船舶目标;DSR 算法在第 5 行受到了阴影区域干扰,没有正确清晰地检测出船舶轮廓;HCA 算法在第 1、2 行均出现漏检,且在第 5 行出现错检。通过引入更多的特征距离度和先验权重进行背景建模构建,所提算法可以有效地克服海面背景干扰并且鲁棒地检测出图像中的所有船舶目标,获得更加突出、清晰的显著船舶区域。

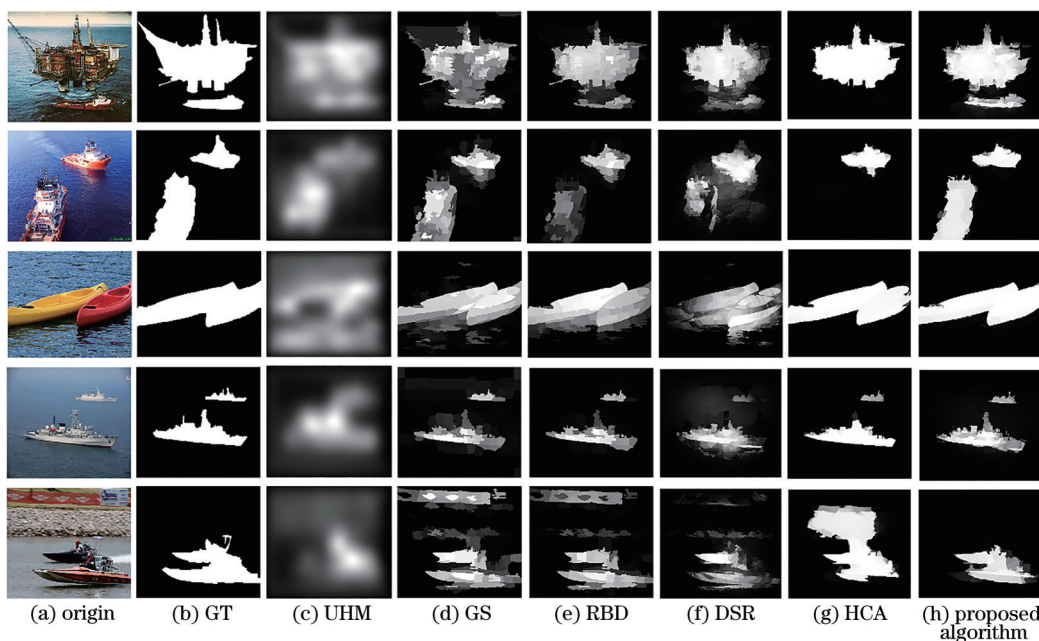


图 4 公测数据集下的多艘船舶目标显著性检测结果对比

Fig. 4 Comparison of multiple ships salient detection results on benchmark dataset

### 3.3 定量分析

对于定量分析,使用 F 值(F-measure)和平均绝对误差(MAE)对算法的有效性进行评测,并与大量算法进行对比,其中 F 值通过综合精确率(即正确检测到的显著船舶区域与所检测区域的比值,代表检测的精确程度)和召回率(即正确检测到的显著船舶区域与真实标记显著区域的比值,代表检测的全面

程度)进行调和平均计算获得,是用来衡量算法整体性能的指标,该数值越大表明算法性能越好。平均绝对误差计算了不同算法检测获得的显著图与真实标记的真值图之间的平均绝对误差,该数值越小表明检测结果与真实标记越接近,算法性能越好。

表 1 和表 2 分别给出了不同算法在 ECSSD 和 PASCAL-S 数据集上的定量分析结果。从表中可以

表 1 不同算法在 ECSSD 数据集上的定量对比

Table 1 Quantitative comparison of different algorithms on ECSSD dataset

Algorithm	MR <sup>[22]</sup>	DSR <sup>[21]</sup>	RBD <sup>[20]</sup>	BL <sup>[23]</sup>	BSCA <sup>[24]</sup>	RC <sup>[25]</sup>
F-measure	0.689	0.690	0.677	0.684	0.705	0.456
MAE	0.189	0.171	0.171	0.216	0.182	0.300
Algorithm	SSD-HS <sup>[26]</sup>	MGC <sup>[27]</sup>	BIP <sup>[28]</sup>	NPM <sup>[29]</sup>	BPFS <sup>[30]</sup>	Proposed algorithm
F-measure	0.707	0.658	0.694	0.708		0.793
MAE	0.192	0.235	0.137	0.137	0.166	0.112

表 2 不同算法在 PASCAL-S 数据集上的定量对比  
Table 2 Quantitative comparison of different algorithms on PASCAL-S dataset

Algorithm	MR <sup>[22]</sup>	DSR <sup>[21]</sup>	RBD <sup>[20]</sup>	BL <sup>[23]</sup>	BSCA <sup>[24]</sup>	RC <sup>[25]</sup>
F-measure	0.586	0.557	0.600	0.574	0.601	0.404
MAE	0.232	0.215	0.202	0.249	0.223	0.313
Algorithm	SSD-HS <sup>[26]</sup>	MGC <sup>[27]</sup>	BIP <sup>[28]</sup>	NPM <sup>[29]</sup>	BPFS <sup>[30]</sup>	Proposed algorithm
F-measure	0.589	0.622	0.604	0.651		0.701
MAE	0.219	0.179	0.190	0.182	0.204	0.148

看出,相比于近年来提出的其他算法,所提算法在公测数据集上也可以获得更好的性能。相比于一些基于复杂网络结构的显著性检测算法,例如 SSD-HS 等,所提算法结构更加简单,不需要进行庞大的数据处理和参数学习就可以获得更好的检测性能,F 值在两个数据集上分别提高了 0.086 和 0.112,平均绝对误差分别改善了 0.08 和 0.071。相比于其他同样利用背景先验信息进行显著性检测的算法,例如 BPFS,所提算法通过引入更多像素点间差异性分析,使得平均绝对误差在两个数据集上分别提高了 0.054 和 0.056。相比于基于图模型构建或多特征融合的显著性目标检测的算法,例如 NPM,所提算法通过构建更加鲁棒的背景模板估计,使得 F 值在两个数据集上分别提高了 0.085 和 0.05;同时,平均绝对误差性能也进一步改善了 0.025 和 0.034。相比于 MGC,所提算法在 ECSSD 数据集上 F 值提高了 0.135,平均绝对误差改善了 0.123,在 PASCAL-S 数据集上 F 值也提高了 0.079,平均绝对误差改善了 0.031。定量分析实验结果进一步表明,所提算法在

公测数据集上也具有良好的普适性和鲁棒性。

### 3.4 背景模板估计算法有效性分析

为了更好地验证所提背景模板估计算法的有效性,对多幅具有较强代表性的船舶进行了显著性检测实验,并与 HCA<sup>[14]</sup> 和 RBD<sup>[20]</sup> 两种算法进行了更加详细的比较。HCA 算法同样在立体近邻空间下使用细胞自动机进行目标显著性求解,但该算法直接选用图像的边缘像素点作为背景模板进行显著度图优化。而 RBD 算法则仅根据图像边缘连通权重确定背景模板,然后通过分析不同像素点间的差异性进行显著度图求解。因此,这两种算法在一定程度上可以看成是所提算法的特例(即去掉了背景模板估计过程或在背景模板估计过程中缺失了部分先验项)。图 5 给出了不同图像在 3 种算法下的显著性检测结果。从图中可以看出,HCA 算法与 RBD 算法在一定程度上均容易受到天气、阴影、波浪、岸上建筑等背景的干扰,较难获得准确的显著性检测结果;而所提算法有效提高了显著性检测结果的准确性。

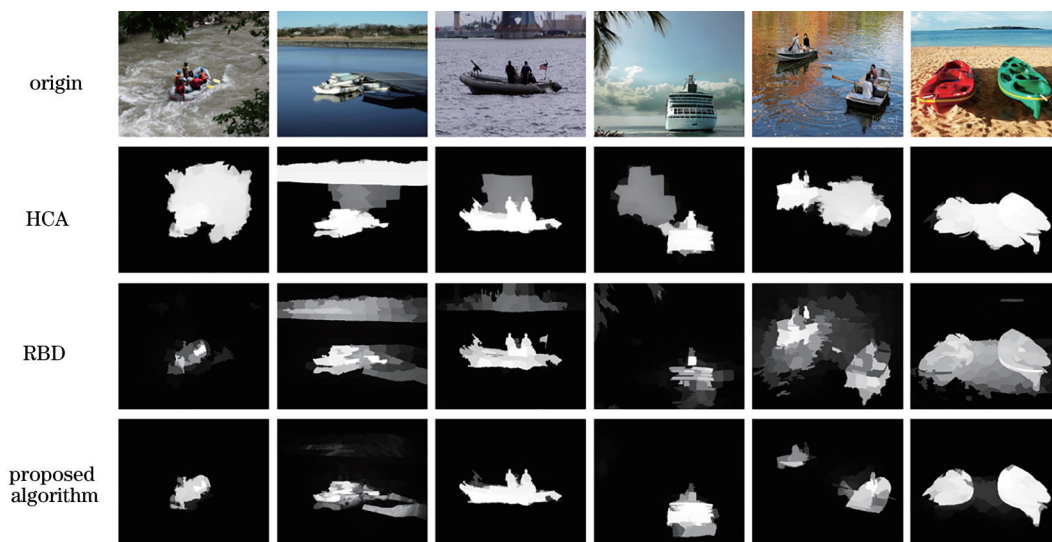


图 5 三种算法的显著性船舶检测结果对比  
Fig. 5 Comparison of saliency detection results of three algorithms

为了进一步验证所提算法在复杂背景噪声干扰下的显著性检测性能,图 6 分别给出了在海雾干扰、傍晚时分、相似背景和海浪较大情况下,所提算法获得的船舶显著性检测结果(第 1~2 行);同时,也给出了标准公测数据集中受复杂背景干扰较为严重的一般类目标的显著性检测结果(第 3~4 行)。

从图 6 可以看出,在海洋环境下所提算法可以有效克服天气、海浪和相似背景对船舶显著性检测的影响,获得较为准确的检测结果;同时,所提算法也可以有效应对烟雾、楼宇等复杂背景对一般类目标显著性检测的影响,表明了所提算法的鲁棒性和普适性。

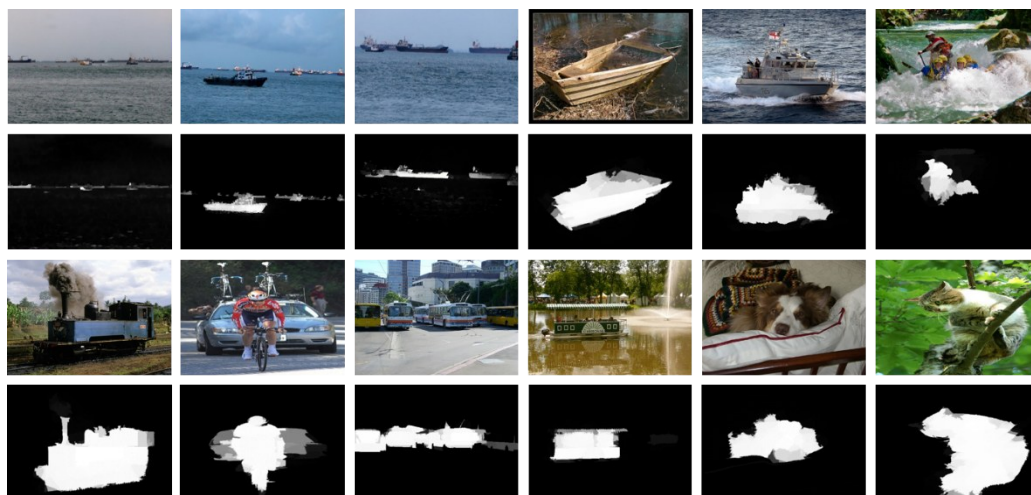


图 6 复杂背景干扰下的船舶和一般目标显著性检测结果

Fig. 6 Saliency detection results of ships and general objects with complex background interference

## 4 结 论

提出一种新的基于鲁棒背景估计的船舶显著性检测算法。为了更好地从复杂背景噪声中区分出前景船舶,将不同超像素点间的距离度量分析与先验权重相结合,构建基于差异阈值分析的背景模板,并将其融入立体邻域空间下的细胞自动机显著性分析框架下,从而抑制不规则噪声对船舶显著性检测的影响,有效提高了船舶检测的性能。同时,在标准数据集上的定量分析也进一步表明,所提算法具有良好的普适性和鲁棒性。

## 参 考 文 献

- [1] Prasad D K, Prasath C K, Rajan D, et al. Object detection in a maritime environment: performance evaluation of background subtraction methods[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2019, 20(5): 1787-1802.
- [2] Dong C, Feng J J, Tian L F, et al. Rapid ship detection based on gradient texture features and multilayer perceptron[J]. Infrared and Laser Engineering, 2019, 48(10): 1026004.  
董超, 冯俊健, 田联房, 等. 梯度纹理直方图与多层感知器船舶快速检测[J]. 红外与激光工程, 2019, 48(10): 1026004.
- [3] Shao Z F, Wu W J, Wang Z Y, et al. SeaShips: a large-scale precisely annotated dataset for ship detection[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2018, 20(10): 2593-2604.
- [4] Prasad D K, Rajan D, Rachmawati L, et al. Video processing from electro-optical sensors for object detection and tracking in a maritime environment: a survey[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2017, 18(8): 1993-2016.
- [5] Cane T, Ferryman J. Saliency-based detection for maritime object tracking[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), June 26-July 1, 2016, Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE Press, 2016: 1257-1264.
- [6] Liu S T, Jiang K H, Liu Z X. Ship target detection of aerial reconnaissance image based on region covariance and objectness[J]. Systems Engineering and Electronics, 2019, 41(5): 41-49.  
刘松涛, 姜康辉, 刘振兴. 基于区域协方差和目标度的航空侦察图像舰船目标检测[J]. 系统工程与电子技术, 2019, 41(5): 41-49.
- [7] Sobral A, Bouwmans T, ZahZah E H. Double-constrained RPCA based on saliency maps for foreground detection in automated maritime surveillance



- [C]//2015 12th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance (AVSS), August 25-28, 2015, Karlsruhe, Germany. New York: IEEE Press, 2015: 15554584.
- [8] Shao Z F, Wang L G, Wang Z Y, et al. Saliency-aware convolution neural network for ship detection in surveillance video[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2020, 30(3): 781-794.
- [9] Ren L, Ran X, Peng J, et al. Saliency detection for small maritime target using singular value decomposition of amplitude spectrum[J]. *IETE Technical Review*, 2017, 34(6): 631-641.
- [10] Afsharirad H, Seyedin S A. Salient object detection using the phase information and object model[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2019, 78(14): 19061-19080.
- [11] 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.
- [12] 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.
- [13] Long J, Shelhamer E, Darrell T. Fully convolutional networks for semantic segmentation[C]//*Proceedings of 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, June 7-12, Boston, MA, USA. New York: IEEE, 2015: 3431-3440.
- [14] Qin Y, Feng M Y, Lu H C, et al. Hierarchical cellular automata for visual saliency[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2018, 126(7): 751-770.
- [15] Johnson D B. Efficient algorithms for shortest paths in sparse networks[J]. *Journal of the ACM*, 1977, 24(1): 1-13.
- [16] Yan Q, Xu L, Shi J P, et al. Hierarchical saliency detection[C]//*2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, June 23-28, 2013, Portland, OR, USA. New York: IEEE Press, 2013: 1155-1162.
- [17] Li Y, Hou X D, Koch C, et al. The secrets of salient object segmentation[C]//*2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, June 23-28, 2014, Columbus, OH, USA. New York: IEEE Press, 2014: 280-287.
- [18] Tavakoli H R, Laaksonen J. Bottom-up fixation prediction using unsupervised hierarchical models[M]//Lai S H, Lepetit V, Nishino K, et al. *Computer vision-ACCV 2016 workshops. Lecture notes in computer science*. Cham: Springer, 2017, 10116: 287-302.
- [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*. Heidelberg: Springer, 2012, 7574: 29-42.
- [20] 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 Press, 2014: 2814-2821.
- [21] Li X H, Lu H C, Zhang L H, et al. Saliency detection via dense and sparse reconstruction[C]//*2013 IEEE International Conference on Computer Vision*, December 1-8, 2013, Sydney, NSW, Australia. New York: IEEE Press, 2013: 2976-2983.
- [22] 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 Press, 2013: 3166-3173.
- [23] Tong N, Lu H C, Ruan X, et al. Salient object detection via bootstrap learning[C]//*2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, June 7-12, 2015, Boston, MA, USA. New York: IEEE Press, 2015: 1884-1892.
- [24] 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 Press, 2015: 110-119.
- [25] Cheng M M, Mitra N J, Huang X L, et al. Global contrast based salient region detection[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2015, 37(3): 569-582.
- [26] Kim J, Pavlovic V. A shape-based approach for salient object detection using deep learning[M]//Leibe B, Matas J, Sebe N, et al. *Computer vision-ECCV 2016. Lecture notes in computer science*. Cham: Springer, 2016, 9908: 455-470.
- [27] Lin X, Wang Z J, Ma L Z, et al. Saliency detection via multi-scale global cues[J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2019, 21(7): 1646-1659.
- [28] Xu Y Y, Hong X P, Liu X, et al. Saliency detection via bi-directional propagation[J]. *Journal of Visual*