

# 基于空时域信息融合的水面垃圾显著性检测

谷湘煜<sup>1</sup> 祝礼佳<sup>2</sup> 柳胡南<sup>1</sup> 李桂林<sup>2</sup> 布文萍<sup>1</sup> 刘桂华<sup>2</sup>

(1. 深圳市朗驰欣创科技股份有限公司 深圳 518000; 2. 西南科技大学信息工程学院 绵阳 621010)

**摘要:** 针对现有目标检测算法在水面垃圾检测中,由于图像存在光照、水纹、倒影等干扰导致的算法鲁棒性不足的问题,提出了一种融合空域先验信息和频域相位谱的水面垃圾显著性检测方法。在空域融合基于背景先验、局部对比度先验和暗部区域先验信息生成的最小障碍距离图、对比度图和背景图,得到初始的水面垃圾显著图;在频域对图像相位谱进行低秩分解再加权融合,得到冗余较少的显著目标。实验证明,该方法准确率可达96.4%,可有效抑制波纹、光照、倒影的干扰。

**关键词:** 空域;频域;水面垃圾;显著性检测;相位谱;先验信息

**中图分类号:** TP391.4 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

## Detection of surface garbage significance based on spatial temporal information fusion

Gu Xiangyu<sup>1</sup> Zhu Lijia<sup>2</sup> Liu Hunan<sup>1</sup> Li Guilin<sup>2</sup> Bu Wenping<sup>1</sup> Liu Guihua<sup>2</sup>

(1. Shenzhen Langchi Xinchuang Technology Co., Ltd., Shenzhen 518000, China;

2. School of Information Engineering, Southwest University of Science and Technology, Mianyang 621010, China)

**Abstract:** Aiming at the problem of insufficient robustness of existing target detection algorithms in surface garbage detection due to the interference of illumination, water ripple and reflection in images, a surface garbage significance detection method combining spatial prior information and frequency-domain phase spectrum was proposed. Based on background prior, local contrast prior and dark region prior information, the minimum obstacle distance map, contrast map and background map were fused in spatial domain to obtain the initial saliency map of surface garbage. In the frequency domain, the phase spectrum of the image is reweighted by low rank decomposition to obtain a significant target with less redundancy. Experimental results show that the accuracy of this method can reach 96.4%, and the interference of ripple, light and reflection can be effectively suppressed.

**Keywords:** spatial domain; frequency domain; surface garbage; significance detection; phase spectrum; prior information

## 0 引言

针对日益严重的水域塑料污染问题<sup>[1]</sup>,目前水域垃圾打捞主要采用人工打捞的方式,该方式存在劳动力消耗大,危险系数高,并且效率低下等问题。对此,已经有研究人员尝试着基于图像处理技术实现水面漂浮物检测。基于传统的人工提取特征<sup>[2]</sup>的方法,江杰等利用背景差分法与帧间差分法提出河流漂浮物自动监测方法;王敏等利用区域一致性检测静态水上物体;汤伟等<sup>[3]</sup>基于均值漂移法和最大类间方差法提取水面漂浮物;基于深度学习的目标检测<sup>[4-5]</sup>的方法包括 R-FCN<sup>[6]</sup>、SSD<sup>[7]</sup>、RefineDet<sup>[8]</sup>、YOLOv3<sup>[9]</sup>等。研究发现,以上算法在实际应用中表现不佳,主要原因之一是以上算法均未考虑自然环境下水面漂

浮物图像背景的复杂性,如存在倒影、水面反光和水面波纹等。其次,以上算法都没有对目标检测精度进行考察,这会直接影响水上垃圾清理机器人对垃圾定位与打捞等后续工作。

鉴于显著性目标检测所展现出的良好性能<sup>[10-12]</sup>,提出一种空域先验信息显著、频域相位谱显著,全局与局部低秩分解相结合的水面垃圾显著性检测算法。在空域上,融合多种先验信息得到初始的水面垃圾显著图。在频域上,利用图像相位谱保留水面浪花的运动特征,并对显著图进行全局低秩分解与局部低秩分解后加权融合,以抑制背景中冗余的非显著区域信息,最后,根据重叠率融合空域和频域处理所得的目标区域,克服各自精度上的不足,获得了更加鲁棒的结果。

### 1 算法框架设计

本文提出一种融合空域先验信息和频域相位谱的水面垃圾显著性检测方法。其整体流程如图 1 所示,首先进

行空域显著检测,利用背景先验信息生成最小障碍距离图,利用局部对比度先验生成对比度图,利用暗部先验生成背景图,最后进行多先验信息融合生成初始水面垃圾显著图。

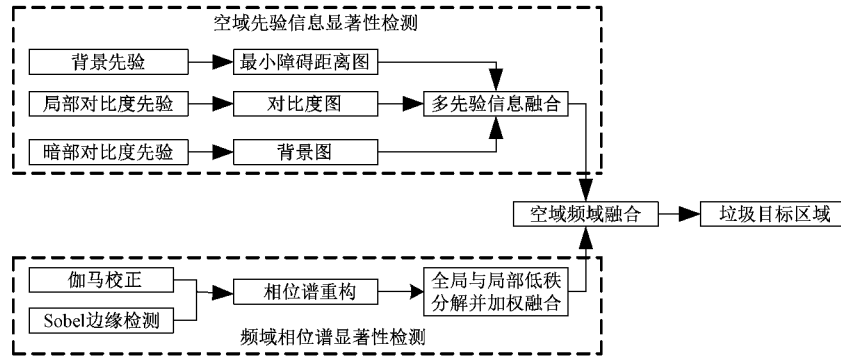


图 1 算法整体流程

然后进行频域显著检测。先对图像伽马校正和 Sobel 边缘检测,再对图像相位谱重构,得到初始显著图。接着对所得图像全局与局部低秩分解并加权融合,得到抑制冗余区域后的显著图。最后进行空域频域融合,目标区域确认。成对计算其重叠率进行分析,可有效抑制波纹、光照、倒影的影响,可降低误检率,提高最终的检测精度。

路径。 $F_t(p_i \cdot \langle t', t \rangle)$  代价函数定义如式(2)所示。

$$F_t(p_i \cdot \langle t', t \rangle) = \max\{I(t), U(t')\} - \min\{I(t), L(t')\} \quad (2)$$

$U(t')$  和  $L(t')$  存储着  $t$  邻域的最大和最小像素值,按式(3)进行更新:

$$U(t) \leftarrow \max\{U(t'), I(t)\} \quad L(t) \leftarrow \min\{L(t'), I(t)\} \quad (3)$$

### 2 空域先验信息显著性提取

#### 2.1 背景先验

利用背景先验信息一般假设目标居于图像中央位置或者图像边界区域与背景区域具有相似的外观。图像距离变换是获得最小障碍距离图的基础。一对像素考虑  $k$  条邻域路径为  $p_k(1, 2, 3, \dots, k)$ 。当只考虑左、上、右、下四邻域,  $k = 4$ 。给定代价函数和背景种子点集合  $S$ , 图像距离变换等价于计算图像像素点到背景种子点的距离映射,即为最小障碍距离图。代价越大表示该像素点与背景种子点外观差异越大,属于前景目标区域的可能性越大;反之,则属于背景区域可能性越大。基于光栅扫描的更新最小障碍距离图,如图 2 所示。以正光栅顺序扫描访问每个像素点,由其左邻域和上邻域更新像素点的最小路径成本;以逆光栅扫描,由其右邻域和下邻域更新像素点的最小路径成本。

背景种子点集合  $S$  取输入图像边界宽度为 1 的所有像素点。图像区域属于  $S$  点集,距离图  $D$  初始值置为 0, 剩余图像区域距离图  $D$  初始值置为  $\infty$ , 并且输入图像中属于背景区域的种子点集合不再作为中心点  $t$ , 而是作为邻域  $t'$  计算路径成本和更新  $U, L$ 。如图 3 所示,从左到右,从上到下,第一幅是输入图像,输入图像非单通道,分离成 Lab 三通道后分别计算最小障碍距离图,紧接着的九幅分别是  $L, a, b$  通道进行正光栅扫描-逆光栅扫描-正光栅扫描迭代过程的三张距离图,最后两张分别是三通道(第 4, 7, 10 幅)距离图相加的结果图以及归一化到  $(0, 255)$  的结果图。

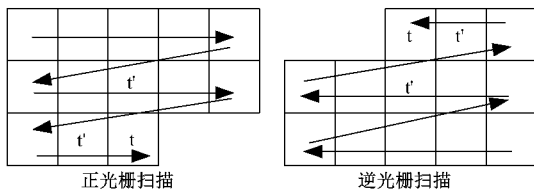


图 2 光栅扫描

最小障碍距离图更新公式如式(1)所示。

$$D(t) \leftarrow \min \begin{cases} D(t) \\ F_t(p_i \cdot \langle t', t \rangle) \end{cases} \quad (1)$$

$p_i \cdot \langle t', t \rangle$  表示像素点  $t$  通过 4 邻域  $t'$  延伸形成的

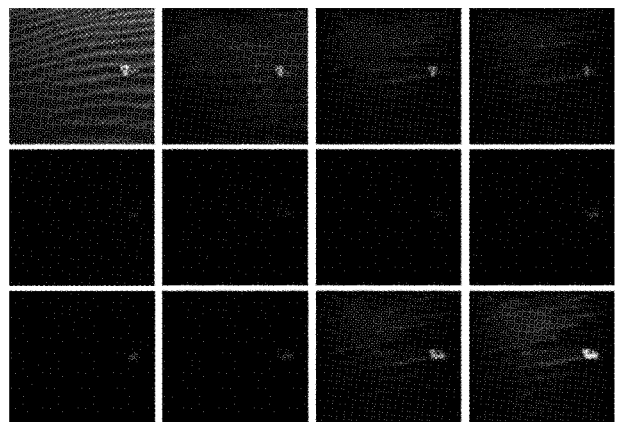


图 3 最小距离障碍图

2.2 局部对比度先验

局部区域对比度衡量一个区域与其邻域的差异性。当一个区域属于前景目标区域时,与周围背景区域有较大的差异。基于简单迭代聚类算法或者基于图论的超像素分割算法<sup>[13]</sup>生成超像素块会耗费大量时间,如判别特征融合法。本文通过滑动感知单元生成对比度图,并且利用多尺度邻域增强算法的稳健性。

输入图像 I,每个像素点的内部感知单元  $R_1$ ,外部感知邻域  $R_2$ ,如图 4 所示。 $R_1$  固定边长, $R_2$  选择不同尺度生成多级对比度图( $R_1 < R_2$ )。当  $R_1$  半径为 1 时, $R_1$  即为  $R_2$  的区域中心点。当  $R_2$  取值过大,会引入背景干扰,当  $R_2$  取值过小,目标则只会保留边缘信息。

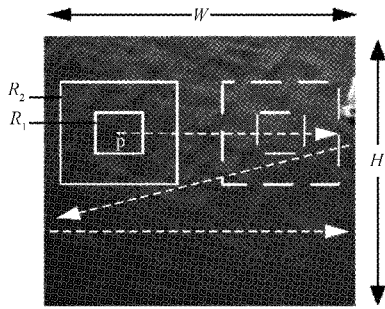


图 4  $R_1$ 、 $R_2$  图示以及扫描形式

如图 5 所示,从左到右依次为:输入图像、三级对比度图( $R_1=1, R_2=W/8, 5W/16, W/2$ ),以及三级对比度图融合后的对比度图。

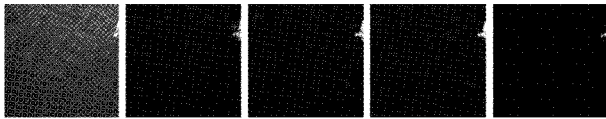


图 5 对比度图

2.3 暗部区域先验

水面垃圾图像受水面波纹、倒影的干扰,经分析水面的镜面反射与漫反射现象,得出倒影与水纹的暗条纹看起来比周围区域更暗。图像采集的光照情况并非一成不变,固定阈值的二值化方式不能准确划分这些区域,故采用自适应阈值来检测这些暗部区域,获得背景图 B。HSV 颜色域 H、S、V 分别表示色调,饱和度和亮度,故对亮度 V 通道进行背景区域检测,定义如式(4)所示。

$$B(t) = \begin{cases} 1, & V_R - V < th \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

$V_R$  表示对图像 V 通道进行核尺寸大小为  $R \times R$  的均值滤波,当一个像素的亮度值小于  $R \times R$  的局部领域的平均值时,即该像素即看起来比周围像素值更暗,属于背景区域;反之,属于目标区域。阈值  $th$  是一个  $\geq 0$  的恒定常数。如图 6 所示,能够有效检测出水纹和倒影等暗部区域。

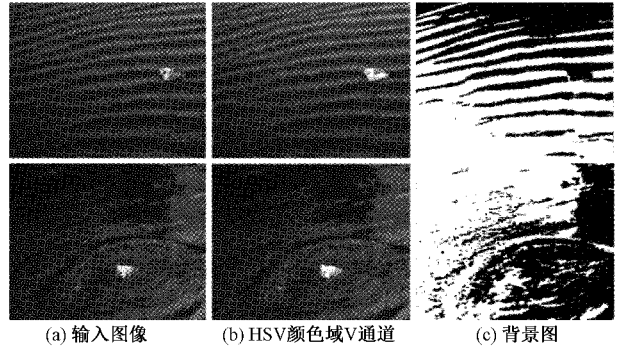


图 6 背景图(第一行阈值:75.17 第二行阈值:60.60)

2.4 多先验信息融合

本文系统融合背景先验信息和局部对比度信息获得丰富的图像显著性信息。同时,通过引入暗部区域先验信息抑制背景干扰,从而更好地突出前景目标显著图 S。背景图中像素点得分越高属于背景的可能性越大,而水面垃圾显著图像素点得分越高属于前景目标的可能性越大,故对背景图取反。多先验信息融合策略数学表达式如式(5):

$$S_i = \frac{(1 - W_b B) \times (D + W_l L)}{n} \quad (5)$$

式中: B、D、L 表示背景图、最小障碍距离图和局部对比度图。 $W_b$ 、 $W_l$  分别表示背景图、对比度图的权重, $n$  表示缩放因子。 $W_b$  取值范围  $[0, 1]$ ,图像乘法具有强烈的限制性,当  $W_b$  取值小于 1 时,可放松暗部区域先验的约束。最后利用形态学开重建算法和形态学闭重建算法对显著图  $S_i$  进行平滑处理。形态学腐蚀或者膨胀的内核矩阵边长定义如式(6)所示。

$$\delta \leftarrow \max \left\{ \begin{matrix} \alpha \sqrt{s} \\ 3 \end{matrix} \right. \quad (6)$$

式中:  $s$  表示显著图  $S_i$  的平均值,  $\alpha$  是固定常数。根据文献[14]  $\alpha$  的设定值,结合本文实验图像高和宽,因此令  $\alpha = 30$ 。通过 sigmoid 函数将灰度值归一化到  $[0, 255]$ ,得到基于空域先验信息的水面垃圾显著图。

图 7 所示为本文方法在空域先验信息检测的效果图。可见,该方法可以较准确地检测出纹理剧烈变化区域,但误检率也较高,需做进一步处理。



图 7 空域域纹理检测结果

### 3 频域相位谱显著性检测

基于空域先验信息的水面垃圾检测受到鱼鳞状浪花、大片倒影、强光照射等因素干扰时,难以精确地将前景目标从这些复杂背景中分离。

#### 3.1 相位谱重构

频域运算具有较小的时间复杂度,同一水面的波纹动荡程度符合一定规律。对图像进行傅里叶变换,可以得到如式(7)所示的水面图像傅里叶频谱:

$$F(u, v) = A(u, v)e^{iP(u, v)} \quad (7)$$

式中:  $F(u, v)$  为图像的傅里叶频谱,  $A(u, v)$  为其幅度谱,  $P(u, v)$  为其相位谱。如图6所示,对幅度谱或相位谱进行归一化处理,即可得到对应重构的图像。幅度谱主要包含了图像的明暗对比信息,而相位谱则主要包含有图像的纹理结构信息。

如文献[14]指出,幅度谱主要代表了傅里叶变化后频谱中正弦分量的幅值和比重,相位谱代表了这些正弦分量的位置,而位置信息正是前景目标与背景差异的重要组成部分。故重构相位谱可获得显著前景目标,同时抑制了光照变化带来的影响。

本文算法先对输入图像伽马校正,再进行 Sobel 边缘提取,可初步减轻光照和倒影带来的影响,并保留垃圾目标的纹理信息。然后对该图进行相位谱重构,得到初始显著图,但是该初始显著图中还包含有较多冗余的非显著部分。

#### 3.2 全局-局部低秩分解

Chandrasekaran 提出矩阵数据可以被分解为冗余部分和稀疏部分,对应于图像中,一幅图像可以表示为如式(8)所示的两部分<sup>[15]</sup>:

$$I(x, y) = R(x, y) + S(x, y) \quad (8)$$

式中:  $R(x, y)$  对应于图像  $I(x, y)$  的背景部分,表示数据具有高冗余度。 $S(x, y)$  对应于前景部分,表示数据中低规律且冗余度低的部分。由于低秩分解的局限性,直接将其应用于前景目标分割效果并不好。现从全局和局部两个层次对初始显著图进行低秩分解,并对分别所得的显著图加权融合,可有效抑制背景较多冗余的非显著区域。

用下式对初始显著图进行全局低秩分解,得到初始显著图对应的低秩部分和稀疏部分如式(9)所示。

$$\begin{cases} \min_{L, M} \text{rank}(L) + \|M\|_1 \\ s. t. \quad \mathbf{B} = L + M \end{cases} \quad (9)$$

式中:  $\mathbf{B}$  为所输入初始显著图的图像矩阵,  $\mathbf{L}$  和  $\mathbf{M}$  分别对应低秩和稀疏部分,这是一个 NP 难 (non-deterministic polynomial hard) 问题。故需要转而求取如式(10)所示的优化问题:

$$\begin{cases} \min_{L, M} \|L\|_2 + \epsilon \|M\|_1 \\ s. t. \quad I_P = L + M \end{cases} \quad (10)$$

其中,  $I_P$  为初始显著图,  $L$  为对应于图像背景冗余的低秩部分,  $M$  为对应于前景显著目标的稀疏部分。 $\epsilon$  (经验值 0.01) 为平衡系数,用以平衡低秩和稀疏部分,当  $\epsilon$  取值过大,一些前景目标信息会被当做背景处理,反之背景信息会被作为前景目标处理。当得到图像的低秩部分,如式(11)所示用初始显著图减去分解后所得的低秩部分便可以得到经全局低秩分解后的全局显著图  $I_g$ 。

$$I_g = I_P - L \quad (11)$$

如上所述,除对初始显著图进行全局低秩分解外,还需要进行局部低秩分解,从局部方面对图像块特征矩阵进行低秩分解选取出非显著和低显著的图像块进行抑制。首先我们将初始显著图分割为  $k$  个相同尺寸 ( $m \times n$ ) 的图像块  $P_k$ , 提取每一图像块的特征矩阵  $y_k$ , 并得到如式(12)所示整幅图像的特征矩阵  $\mathbf{Y}$ :

$$\mathbf{Y} = [y_1, \dots, y_k] \quad (12)$$

式中:  $y_k$  是通过将图像块  $P_k$  的每一行像素求均值而得到的列向量。我们对特征矩阵  $\mathbf{Y}$  进行低秩分解,如式(13)所示。

$$\begin{cases} \min_{R, E} \|R\|_2 + \sigma \|E\|_1 \\ s. t. \quad \mathbf{Y} = R + E \end{cases} \quad (13)$$

根据式(14)可以得到最优稀疏解  $E^*$ , 然后  $E^*$  计算每一图像块的显著度  $S(P_k)$ :

$$S(P_k) = \text{norm}(E^*(:, k)) = \sqrt{\sum (E^*(:, k))^2} \quad (14)$$

求取到每一图像块的显著度  $S(P_k)$  后,用其分别对与之对应的图像块  $P_k$  进行不同的处理,如式(15)所示。

$$P_k = \begin{cases} \mu_1 P_k, \sigma_2 < S(P_k) \leq \sigma_1 \\ \mu_2 P_k, S(P_k) \leq \sigma_2 \\ P_k, \text{其他} \end{cases} \quad (15)$$

式中:  $\sigma$  用来确认图像块为低显著块还是非显著块。当  $\sigma_2 < S(P_k) \leq \sigma_1$ , 所对应的图像块  $P_k$  更有可能为低显著块(实验表明,该区间取  $[0.2, 0.8]$  效果最好);当  $S(P_k) \leq \sigma_2$ , 所对应的图像块  $P_k$  极可能为非显著块。对这两种图像块分别乘以不同的抑制系数  $\mu$  ( $\mu_1 = 0.8, \mu_2 = 0.2$ ), 用以对这两种图像块进行相应的抑制处理,进而得到了局部显著图  $I_1$ 。

在得到全局显著图  $I_g$  和局部显著图  $I_1$  后,根据其对应显著结果的贡献不同分配以不同的权重,对两部分进行加权融合,如式(16)所示。

$$I_s = \gamma I_g + (1 - \gamma) I_1 \quad (16)$$

式中:  $I_s$  为最终的频域显著图,  $\gamma$  (默认值 0.6) 用以平衡全局显著图的权重,用以平衡融合全局显著与局部显著。

完成全局低秩分解与局部低秩分解后,便可以得到如图8所示频域显著图,对图中显著区域进行分割处理便可以得到相应的前景区域。

为测试本文方法在其他水面场景的显著检测,如图9



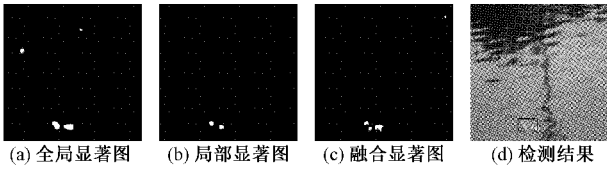


图 8 全局-局部低秩分解及融合检测

所示,分别对存在鱼鳞状波纹、多种垃圾目标、圆形波纹、水平波纹的水面场景进行显著性检测。

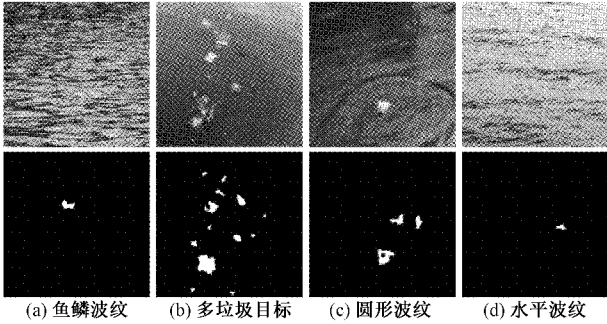


图 9 频域显著检测结果

#### 4 空域频域融合

通过上述空频域上的垃圾检测,可获得多个候选区域。这些显著区域可能不为前景,也可能相交或重叠,故需对其做确认处理,以获得最终的前景目标  $B_n$ 。现将空频域上目标区域两两组合,再成对计算相互间的重叠率(intersection over union, IoU)。重叠率计算方法如式(17):

$$IoU_i(TBtk, PBtm) = \frac{area(TBtk \cap PBtm)}{area(TBtk \cup PBtm)}, \quad i = 0, 1, \dots, k^m \quad (17)$$

式中:  $IoU_i$  为第  $i$  对空域目标区域  $TBtk$  和频域显著区域  $PBtm$  的重叠率。我们设置两个阈值  $\tau_1, \tau_2$ , 当重叠率小于(经验值 0.1)时,表示这两个区域极不可靠,故将其删除;当重叠率处于区间  $[\tau_1, \tau_2]$  时,表示相交区域更接近真实基准,故其相交区域  $BTP_i$  为最终目标;当重叠率大于  $\tau_2$  (经验值 0.8)时,表示这两个区域中有一个更准确,故对其做替代处理。替代率  $RP$  的计算方法如式(18):

$$\begin{cases} RP_i = \frac{area(TBtk \cap PBtm)}{area(TBtk)} \\ RP_p = \frac{area(TBtk \cap PBtm)}{area(PBtm)} \end{cases} \quad (18)$$

式中:  $RP_i$  为  $TBtk$  的替代率,  $RP_p$  为  $PBtm$  的替代率。 $RP$  越小,表示空频域显著区域重叠部分与自身相关度越低,则该部分被另一部分替代的可行性越高。目标区域确认的数学描述如式(19):

$$B_n = \begin{cases} \emptyset, IOU_i = \tau_1 \\ TBtk, \tau_2 \leq IOU_i \leq \tau_1 \cap TP_i \geq BP_i \\ PBtm, \tau_2 \leq IOU_i \leq \tau_1 \cap TP_i < BP_i \\ BTP_i, IOU_i > \tau_2 \end{cases} \quad (19)$$

如上为本文水面垃圾识别系统的具体算法,该方法在结合了空频域处理中各自的优点,可以在光照不均、风浪、倒影等多种因素干扰下,较好检测出水面图像中垃圾在图像中的位置。

图 10 所示为本文方法在不同水面场景的检测效果。可见,本文水面垃圾检测算法可以较准确地检测出不同场景的水面垃圾。经过重叠率分析处理,保留检出正确的目标的同时,消除了误检的目标,最后的结果与真实值较符合。

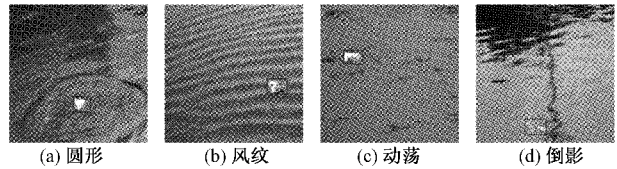


图 10 空域频域结合的水面垃圾检测效果

#### 5 实验与分析

为了验证提算法的有效性,将本文算法用于水面清污机器人的水面垃圾打捞,并与其他算法进行对比。水面清污机器人如图 11 所示,其中,采集图片所使用的相机为 8 mm 的海康威视网络相机。



图 11 水面清污机器人

##### 5.1 实验数据与环境

本文算法在总量为 1 000 的 8 种水面场景图进行实验验证。该水面数据集具有不同的波纹形状、动荡程度、倒影大小、视角距离,尺寸大小统一为  $640 \times 480$ , 硬件环境为 Windows 10 x64, Intel(R) Xeon(R) E5-2660 2.20 GHz, DDR3 16 GB 1 333 MHz。

##### 5.2 算法评估对比

图 12 所示为本文算法与其它不同算法水面垃圾显著性检测结果对比图。图 12(a)中水面垃圾图像存在不同水纹干扰,且环境光照不同,水面垃圾目标尺寸小,分布随机。图 12(b)展示了正确的显著性区域。从图 12(c)列可

以看出 AC 算法对简单背景具有一定抑制力,但从第 1,3 幅检测结果显示,得出该算法对复杂的水纹干扰抑制力不足。从图 12(d)列可以看出 HC 算法对第 5 幅背景简单图像能够检测出目标,但是当图像存在背景干扰时检测效果很差。该算法量化颜色通道后导致部分信息丢失,所以效果最差,无法应用于实际场景。从图 12(e)列可以看出 LC 算法具有背景干扰抑制力,但是存在目标检测不完整,目标区域出现空洞。该算法利用图像灰度值计算像素全局对比度,当目标区域灰度值与背景相似则错误判别为背景区域。GMR 算法认为图像四个边界区域具有背景连通

性,并且认为前景区域呈现出外观一致性。该算法大多数情况下对背景有较强的抑制力。但是如图 12(f)列第 1 行、第 5 行和第 6 行所示,依然存在目标检测错误或不完整的问题。从图 12(g)列可以明显看出 SR 算法检测存在水面垃圾目标区域模糊,甚至无法检测出水面垃圾目标情况,效果较差。从图 12(h)列可以看出 FT 算法同样对复杂的水纹干扰抑制力不足。利用 Fast MBD 算法进行水面垃圾显著性检测时,从图 12 第 1 行第(i)列可以得出该算法存在误检测,同时该算法仅利用背景先验信息,导致边界目标检测不完整。

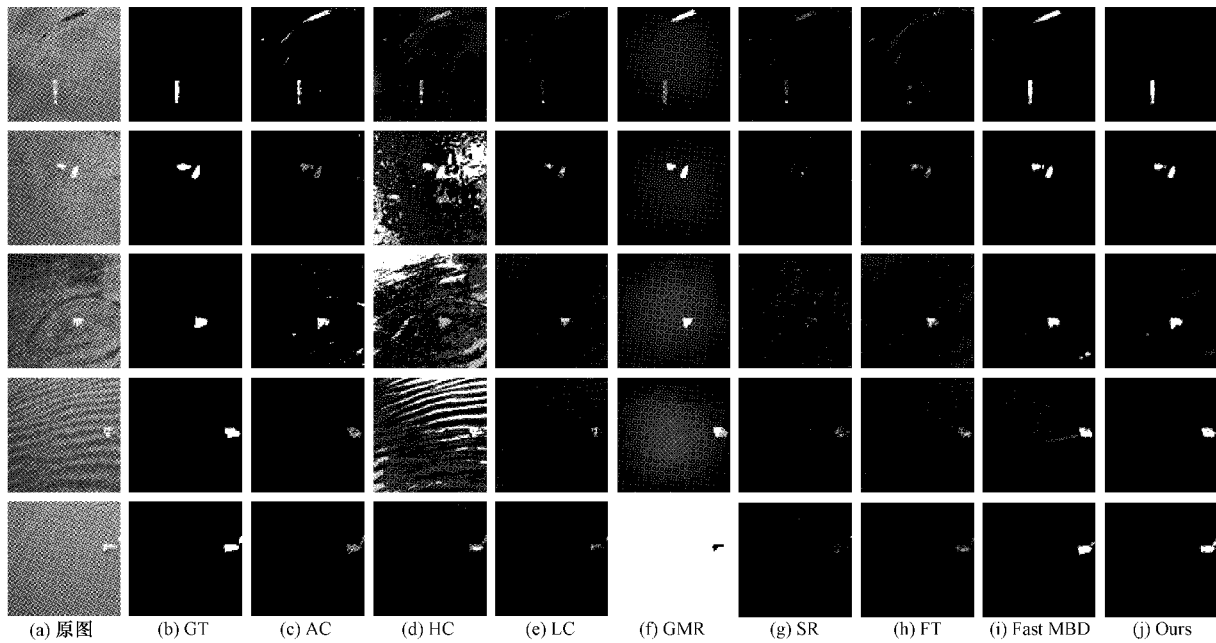


图 12 算法视觉对比图

本文算法如图 12(k)列所示,前景目标检测相对完整,并且良好的抑制了背景水纹和倒影的干扰。总之,从显著性目标检测结果可以得出,本文算法相较于其他算法,实际水面垃圾目标检测更加突出,检测效果更好,并且有效排除背景干扰。

为证明本文方法的优越性,表 1 展示了本文方法 Our 与其他图像分割方法的对比,包括 Tang, Zhou, SR, HC, FT, BMS;表 2 展示了与其他手工特征方法的对比,包括 HOG, FHOG, GLCM, LBP 方法, Cell 大小均为 16×16, 分类器均采用 SVM;表 3 展示了与卷积神经网络方法的对比,包括 RCNN, Faster-RCNN, SSD, YOLOv3, R-FCN。同时,为保证对照实验的科学性,卷积神经网络的方法在训练上样本数仍然为 1 000,在测试上实验平台与之前相同。

实际应用结果表明,将本文算法用于水面清污机器人智能垃圾打捞,能够实现对塑料瓶、垃圾袋、泡沫等水面垃圾更加准确的打捞。

表 1 不同图像分割方法与本文算法对比

Method	T/s	P/%	R/%
Tang	0.894	89.3	94.2
Zhou	0.426	70.1	75.5
SR	0.437	50.2	51.5
HC	0.696	60.7	63.1
FT	0.505	68.2	96.3
BMS	0.833	90.2	97.1
<b>Our</b>	<b>0.654</b>	<b>96.4</b>	<b>96.9</b>

表 2 不同人工特征方法与本文算法对比

Method	T/s	P/%	R/%
HOG	0.394	67.3	84.2
FHOG	0.266	74.1	95.5
GLCM	0.265	80.4	96.0
LBP	0.387	70.2	84.5
<b>Our</b>	<b>0.654</b>	<b>96.4</b>	<b>96.9</b>

表 3 不同卷积神经网络方法与本文算法对比

Method	T/s	P/%	R/%
RCNN	15.394	67.3	94.2
FRCNN	3.266	74.1	95.5
SSD	1.265	80.4	96.5
YOLOv3	0.667	50.2	96.5
R-FCN	10.505	68.2	96.3
<b>Our</b>	<b>0.654</b>	<b>96.4</b>	<b>96.9</b>

## 6 结 论

针对自主清污机器人的水面垃圾检测问题,本文提出一种空域先验信息检测和频域相位谱显著相结合的方法,可有效抑制水面波纹变化、光照不均、水面倒影的问题。

实验结果显示,该方法结果与基准值交并比大于 0.8 时的准确率为 96.4%,召回率 96.9%,平均时间 0.654 s,表明该水面垃圾检测的方法简单、实时、准确,并在自主清污机器人在复杂水面垃圾检测智能打捞上进行了实际验证,具有极好的实用性。

### 参考文献

- [1] 刘斌. 水面漂浮物自动清扫机器人[J]. 电工技术, 2021(2):30-31,77.
- [2] ALHINDI T J, KALRA S, NG K H, et al. Comparing LBP, HOG and deep features for classification of histopathology images[C]. International Joint Conference on Neural Networks, 2018:1-7.
- [3] 汤伟, 刘思洋, 高涵, 等. 基于视觉的水面垃圾清理机器人目标检测算法[J]. 科学技术与工程, 2019, 19(3):6.
- [4] HOU Q, CHENG M M, HU X, et al. Deeply supervised salient object detection with short connections[J]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017: 3203-3212.
- [5] LIU J J, HOU Q, CHENG M M, et al. A Simple Pooling-Based Design for Real-Time Salient Object Detection [C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 3917-3926.
- [6] DAI J, LI Y, HE K, et al. R-FCN: Object detection via region-based fully convolutional networks[C]. In Proceedings of the Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS), Barcelona, Spain, 5-v10 December 2016: 365-374.
- [7] LIU W, DRAGOMIR ANGUELOV D E, SZEGEDY C, et al. SSD: Single shot MultiBox detector [C]. European Conference on Computer Vision. Springer, Cham, 2016: 21-37.
- [8] ZHANG S, WEN L, BIAN X, et al. Single-shot refinement neural network for object detection [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 4203-4212.
- [9] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 779-788.
- [10] 卢笑, 曹意宏, 周炫余, 等. 基于深度强化学习的两阶段显著性目标检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(6):34-42.
- [11] 李晖. 基于视觉显著性的木板实时分类方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2018, (12):237-244.
- [12] 张晓宁. 基于多路径递归增强的显著性目标检测方法[J]. 国外电子测量技术, 2021, (5):1-7.
- [13] LEE J H. A comparison of superpixel characteristics based on SLIC (simple linear iterative clustering) for color feature spaces[J]. Journal of the Korea Society of Digital Industry and Information Management, 2014, 10(1):151-160.
- [14] PERAZZI F, KRAHENBUHL P, PRITCH Y, et al. Saliency filters: Contrast based filtering for salient region detection [C]. 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE, 2012: 733-740.
- [15] 李策, 胡治佳, 肖利梅, 等. 基于全局和局部低秩矩阵分解的图像显著目标检测算法[J]. 兰州理工大学学报, 2015, 41(6): 79-83.

### 作者简介

谷湘煜, 硕士研究生, 工程师, 主要研究方向为智能巡检机器人。

祝礼佳, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理、深度学习。

柳胡南, 本科, 主要研究方向为基于红外热成像技术的工程应用。

李桂林, 硕士研究生, 主要研究方向为模式识别与图像处理。

布文萍, 本科, 主要研究方向为热红外测温。

刘桂华, 博士, 硕士研究生导师, 主要研究方向为图像处理、机器视觉、模式识别及三维重建。

E-mail: liuguihua@swust.edu.cn