

动态视频监控中海上舰船目标检测

李庆忠 臧风妮* 张洋

(中国海洋大学工程学院山东省海洋工程重点实验室, 山东 青岛 266100)

摘要 为了监测一些危险的海洋区域,使用了基于电荷耦合器件(CCD)的动态平台,提出了一种基于海面背景纹理模型的舰船目标检测算法。利用图像子块离散余弦变换(DCT)域的能量特征,实现了天空背景和海天线的快速检测。为了将舰船目标从水平线下复杂的海水背景中分离出来,提取海天线以下的海面区域图像子块的 DCT 域纹理特征,并利用自适应模糊 c 均值聚类方法建立海面的混合纹理模型。利用建立的海面纹理模型,实现了海面背景与舰船目标的分割。实验结果表明该算法可以实现舰船目标的快速、稳健检测,尤其适合于大浪海况下基于运动监视平台的海事监测。

关键词 图像处理;舰船目标检测;动态视频监控;自适应模糊聚类;纹理建模;离散余弦变换

中图分类号 TP391.41 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/CJL201441.0814001

Ship Target Detection for Moving Video Maritime Surveillance

Li Qingzhong Zang Fengni Zhang Yang

(Shandong Provincial Key Laboratory of Ocean Engineering, College of Engineering, Ocean University of China, Qingdao, Shandong 266100, China)

Abstract In order to monitor some critical maritime areas, a dynamic platform based on charge coupled device (CCD) cameras is used, a novel algorithm for ship target detection based on texture model of sea surface is presented. The sky background and horizon are detected quickly by using an energy feature in discrete cosine transform (DCT) domain of image blocks. In order to separate ship targets from the complex sea background below the horizon, the texture feature of sea surface domain under the horizon image blocks in DCT domain is extracted, and a new texture mixture model of sea surface is developed by using adaptive fuzzy c means clustering technique. Ship targets are segmented from sea background by the constructed sea surface texture model. The experimental results show that the proposed algorithm can detect ship targets quickly and steadily, especially suitable for maritime surveillance based on non-stationary monitoring platforms under the large wave sea background.

Key words image processing; ship target detection; moving video monitoring; adaptive fuzzy clustering; texture modeling; discrete cosine transform

OCIS codes 100.2000; 100.3008; 040.1520

1 引言

海上目标的自动视频监控具有重要的现实意义和应用价值,在军用方面,可以维护海洋权益、加强海域监管和减少海事纠纷等;在民用方面,可以实现港口海湾的高效海上交通管制、事故船只救援报警、海洋环境监测,并对非法捕鱼、污染物倾倒和走私偷渡等起到强有力的监管作用。因此,本文研究了当摄像机安装在海事船上或浮动浮标上时,如何稳健检测监视海域的舰船目标。

在基于可见光成像的海面目标自动检测方面,国内外学者已经进行了较多的研究。提出的检测方法主要有三类。

第一类是基于背景建模的海面运动目标检测方法^[1-2]。如 Borghgraef 等^[1]引入最少量的先验目标信息,提出基于像素的背景减除算法,进行评估和更新背景模型。Hu 等^[2]利用前 n 帧视频图像的中值构造海面背景图像,并提出相应的背景更新策略,实现了海水养殖海域非法侵入目标的自动检测。这类

收稿日期: 2013-12-02; 收到修改稿日期: 2014-01-27

基金项目: 国家 863 计划(2006AA09Z237)

作者简介: 李庆忠(1963—),男,博士,教授,主要从事图像处理和机器人视觉技术等方面的研究。

E-mail: liqingzhong@ouc.edu.cn

* 通信联系人。E-mail: funnykid@163.com

算法仅适用摄像机安装后固定不动的视频监控场合,不适合摄像机运动的动态背景情况。

第二类方法就是模仿人眼视觉注意力选择机制,根据建立的视觉注意模型求取感兴趣目标的显著图^[3-6]。如 Itti 等^[3]采用自底向上控制策略的视觉注意模型,在不同分辨率的 RGB 空间分别提取亮度、颜色、方向这些低层次的图像特征,然后对不同尺度、不同特征下的反差结果进行融合,得到最终的综合视觉显著图。叶聪颖等^[4]对 Itti 模型进行改进,摒弃了方向信息,提出基于 HSI 颜色空间结合高斯金字塔和 center-surround 算子计算不同尺度下各分量的局部视觉反差获得特征显著图的方法,对于存在海浪的背景区域,可以较好地抑制波浪噪声从而较好地实现海面目标的检测。任蕾等^[5]对 Lab 空间的 3 个分量进行分块,对每个子块应用频率调谐的方法,即计算子块均值与高斯滤波后的差分作为显著性度量的标准进行海面目标检测。王金武等^[6]利用相位谱法获取临时显著图,然后利用频率调谐法构建最终目标显著图。这类算法的优点是引入人眼视觉注意机制,融合不同尺度和不同特征的多个显著图信息。该类方法适用于海面波浪比较平缓的情况,可以达到在大尺度下对海面波浪噪声进行有效抑制并以突出海面目标的目的。但当海浪较大时,海浪变化引起的视觉显著性和海面目标引起的视觉显著性处在相同量级,这时基于视觉显著机制的方法不再适用。

第三类方法是基于边缘、纹理等特征的海面目标的检测^[7-11]。如 Fefilatyevev 等^[7]提出了浮标视觉系统海面目标检测、跟踪算法,其中目标检测是利用边缘检测和 Hough 变换检测海天线,然后在进行目标检测时,只对海天线以上的图像区域利用阈值分割算法检测舰船目标,对于舰船目标处于海天线以下的情况没有考虑。Arshad 等^[8]提出了一种自适应的改进算法,通过船只的边缘信息经形态学粗化、膨胀和桥接等处理实现船只的准确检测和监控。Bouma 等^[9]假定海面与天空存在局部亮度差,采用多尺度边缘检测方法识别海天线,基于海面背景与目标的亮度差异检测目标;万磊等^[10]采用周围纹理抑制方法改进的 Canny 算子提取海界限区域的主要轮廓并进行 Hough 变换,凭借该区域内海面灰度的平缓特性而对其进行聚类提取目标,分析剩余海面灰度的统计特征标记真实目标。云霄等^[11]提出的算法融合了颜色、形状、纹理等多特征,实现了海面多目标跟踪算法。基于边缘信息的舰船目标检测方法,当波浪较大或天空云彩变化复杂时,稳健

性降低,因为舰船目标的边缘无论在方向上还是在数量上,都不具有一致性。而基于纹理特征的检测方法可以将舰船目标与海面波浪分开,但其实时性有待进一步提高。

针对以上问题,提出一种在摄像机非固定状态下海面舰船目标的快速检测算法。将图像分成 8×8 子块,根据各块离散余弦变换(DCT)的能量特征,快速将简单的天空背景去掉,并得到大致的海天线。对于海天线以下区域,提取 DCT 子块的海面纹理特征,并利用自适应聚类方法建立海面的纹理模型,然后通过建立海面纹理模型,实现海面舰船目标的快速和稳健检测,并通过实验测试了该算法的有效性。

2 海面舰船目标检测算法

安装在非固定平台(如浮标或海事船)的摄像机采集的视频图像通常包括天空、海面和船只三部分。其中天空和海面为图像的背景,过往舰船目标为待检测目标前景。针对这种应用背景,本文提出了一种基于 DCT 域海面纹理模型的舰船目标检测算法,整体流程如图 1 所示。该算法的主要模块包括:天空和海天线检测、基于自适应模糊 c 均值聚类的面海面背景纹理模型的建立、基于海面纹理模型的舰船目标检测。

2.1 天空与海天线的检测

对于包含天空和海面的图像来说,天空背景一般比海面简单、平滑。因此,本文提出基于图像子块的 DCT 域能量特征的天空分割算法,具体步骤如下:

1) 原始图像由 RGB 颜色空间转换到 LUV 空间,提取亮度分量 L ,将图像按照位置顺序分解成相互不重叠的 8×8 子块。对于 $m \times n$ 大小的图像可获得 $\frac{m}{8} \times \frac{n}{8}$ 个子块,然后对每个子块进行 DCT 变换^[12],计算公式如下:

$$F(u, v) = \frac{1}{4} \sum_{x=0}^7 \sum_{y=0}^7 C(u)C(v) \times \cos \frac{(2x+1)u\pi}{16} \cos \frac{(2y+1)v\pi}{16} f(x, y),$$

$$C(u), C(v) = \begin{cases} 1/\sqrt{2}, & u = 0, v = 0 \\ 1 & u, v = 1, 2, \dots, 7 \end{cases}, (1)$$

式中 $f(x, y)$ 为 8×8 子块中每个像素的亮度值, $F(u, v)$ 为 DCT 变换系数,当 $u, v = 0$ 时称为直流系数,其余为交流系数。DCT 变换后共得到 1 个直流系数 D_c 和 63 个交流系数 $A_{c_1}, A_{c_2}, \dots, A_{c_{63}}$ 。

2) DCT 变换后的直流分量表征 8×8 图像子块

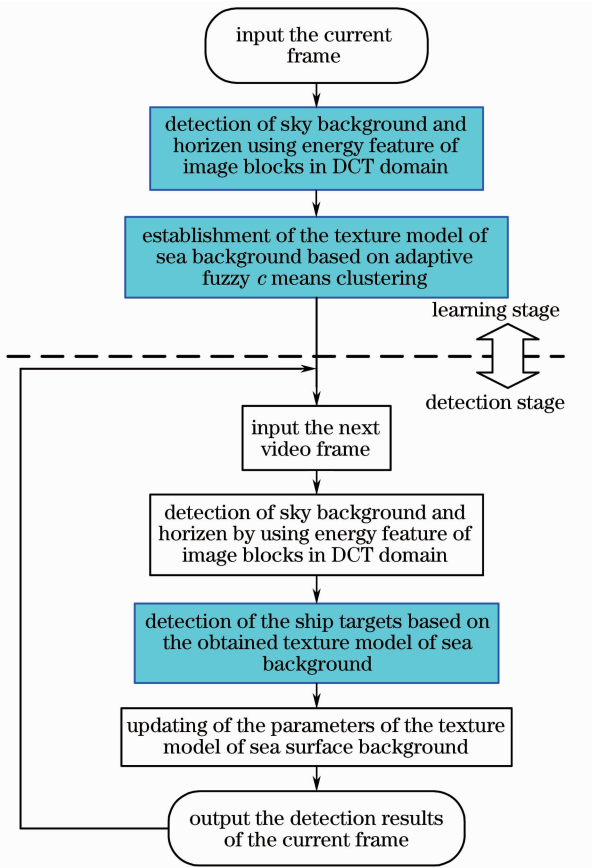


图1 舰船目标检测算法流程图

Fig.1 Flow chart of ship target detection algorithm

平均亮度值,而交流系数总能量可以衡量图像的平均平滑程度,对于平坦区交流系数总能量较小,复杂区交流系数总能量较大。天空背景具有比海面背景简单、平坦的特点,因此计算得到每个子块交流系数总能量平均值 E 为

$$E = \frac{1}{63} \sum_{i=1}^{63} |A_{c_i}|. \quad (2)$$

3)和纹理复杂的海面相比,天空较平滑,因此交流系数平均总能量 E 较小,如果子块的平均总能量 E 小于规定的阈值 $T(4 \leq T \leq 10)$,则该子块隶属于天空区域,否则划分为海面区域。将所有属于天空区域的图像子块标记为“0”,属于海面区域的图像子块标记为“1”。

4)利用天空区域最下方的图像子块的最后一行像素的位置拟合海天线。由于过往舰船目标有可能出现在海天线以上的区域,天空子块纹理平滑,而海面子块纹理较复杂,图像行方向均为平滑块确定海天线的位置,易造成海天线上移。在选择图像子块时,若图像行方向平滑块个数超过该行方向子块个数 70%时,选择此行子块进行海天线拟合,避免舰船目标子块引起海天线拟合的误差。由此,完成天

空与海天线的检测。

2.2 海面背景纹理模型

对于摄像机安装在浮标或船体等运动平台的视频监控情况,传统的基于像素的背景模型法已不再适用。观察海面背景的视频图像发现,虽然摄像机在不断运动,但海面的纹理特征具有均匀性和一致性。由此提出了建立海面动态背景纹理模型的方法,并用于舰船目标的稳健检测。

2.2.1 海面纹理特征的描述方法

海面的纹理特征可以看作是亮度变化的空间分布。对每个图像子块,在其 DCT 域内提取其纹理特征。图像子块 DCT 变换后,能量具有一定的方向性,即一定区域的变换系数代表一定方向的频谱成分。DCT 域图像子块的纹理特征分区如图 2 所示,区域 R_0 代表直流分量,只有左上角一个变换系数,区域 R_1 表示图像垂直方向的频率变化(水平纹理), R_2 表示图像对角方向的频率变化(对角纹理), R_3 表示图像水平方向的频率变化(垂直纹理)。区域 R_1, R_2, R_3 分别包含 21 个变换系数。将 R_1, R_2, R_3 这三个区域的能量 E_1, E_2, E_3 作为纹理特征并形成特征向量,记为 $\mathbf{X} = (E_1, E_2, E_3)^T$ 。

$$E_k = \sum_{R_k} (A_{ij} - \bar{A}_k)^2, \quad k = 1, 2, 3, \quad (3)$$

式中 A_{ij} 是 DCT 子块的变换系数 ($i, j \in R_k$), \bar{A}_k 是区域 R_k 能量的平均值,其计算公式为

$$\bar{A}_k = \frac{1}{21} \sum_{R_k} A_{ij}, \quad k = 1, 2, 3. \quad (4)$$

求取 DCT 变换系数的算术均值作为该区域能量的平均值,通过 DCT 能量分布的方向性来描述图像纹理变化。对于海面背景的所有图像子块,得到的纹理特征向量记为 $\mathbf{X}_i, i = 1, 2, \dots, N$, N 为海面背景 DCT 子块的总个数。利用这些海面背景的纹理特征向量样本,就可以用下述的方法建立海面

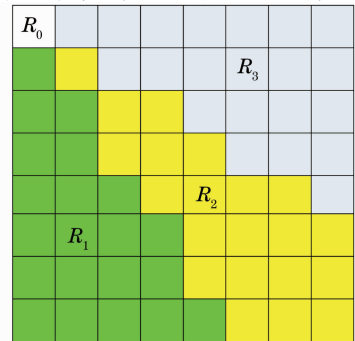


图2 DCT 域图像子块的纹理特征分区

Fig.2 Texture feature regions of image subblock in DCT domain

动态背景的纹理模型。

2.2.2 基于自适应模糊聚类的海面背景提取方法

因为海面子块的纹理特征具有一致性,因此根据上面确定的纹理特征向量,整个海面可以用少量的纹理子类来描述。传统的建模方法是用高斯分布描述每个子类,而整个背景则用混合高斯模型描述。然而在实际中,每个子类的分布不一定就是高斯分布,因此本文用自适应模糊 c 均值聚类的方法建立海面动态背景的纹理模型。

设海天线以下海面背景区域包含 N 个 DCT 子块, N 个样本的特征向量记为 $\mathbf{X}_i, i=1, 2, \dots, N$, 其中 $\mathbf{X}_i = [x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}]^T$ 是 3 维的矢量。为了自适应的确定聚类数,采用的聚类数 c 的有效性函数定义如下^[13]:

$$L(c) = \frac{\sum_{i=1}^c \left(\sum_{j=1}^N u_{ij}^m \right) \| \mathbf{v}_i - \bar{\mathbf{x}} \|^2 / (c-1)}{\sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^N u_{ij}^m \| \mathbf{X}_j - \mathbf{v}_i \|^2 / (N-c)}, \quad (5)$$

$$\bar{\mathbf{x}} = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^N u_{ij}^m \mathbf{X}_j / N, \quad (6)$$

式中 u_{ij} 表示第 j 个样本属于第 i 类的隶属度, \mathbf{v}_i 是第 i 类的聚类中心向量, m 是平滑因子,控制着模式在模糊类中的分享程度,取 $m=2$ 。函数 $L(c)$ 的分子反映了类与类之间的距离,分母则反映类内样本与该类中心的距离, $L(c)$ 值越大,说明聚类数越合理。海面背景纹理模型的自适应建立步骤如下:

1) 初始化与参数设定。设定类中心变化的迭代精度 $\epsilon > 0$, 聚类数 $c=2$, 聚类数 1 的有效性函数 $L(1)=0$, 初始聚类中心矩阵 $\mathbf{V}^{(0)}$, 迭代次数 $k=0$ 。

2) 对给定的样本集,以 c 为聚类数,按下式计算或更新模糊矩阵 $\mathbf{U}^{(k)} = u_{ij}^{(k)}$:

$$u_{ij}^{(k)} = 1 / \left\{ \sum_{r=1}^c \left[\frac{d_{ij}^{(k)}}{d_{rj}^{(k)}} \right]^{2/(m-1)} \right\},$$

$$i = 1, 2, \dots, c, j = 1, 2, \dots, N, \quad (7)$$

式中 $d_{ij} = \| \mathbf{X}_j - \mathbf{v}_i \|$ 是样本 \mathbf{X}_j 与聚类中心 \mathbf{v}_i 之间的欧式距离。

3) 按下式计算或更新相应的聚类中心矩阵 $\mathbf{V}^{(k+1)} = \{ \mathbf{v}_i^{(k+1)} \}$:

$$\mathbf{v}_i^{(k+1)} = \sum_{j=1}^N [u_{ij}^{(k)}]^m \mathbf{X}_j / \left\{ \sum_{j=1}^N [u_{ij}^{(k)}]^m \right\},$$

$$i = 1, 2, \dots, c. \quad (8)$$

4) 如果 $\| \mathbf{V}^{(k+1)} - \mathbf{V}^{(k)} \| < \epsilon$, 则停止迭代,转至步骤 5), 否则,令 $k = k + 1$, 转至步骤 2)。

5) 计算 $L(c)$, 在 $c > 2$ 且 $c < N$ 的条件下,若

$L(c-1) > L(c-2)$ 且 $L(c-1) > L(c)$, 则聚类过程结束,否则令 $c = c + 1$, 转至步骤 2)。

6) 对于聚类后的结果,按照各子类中的样本数由大到小排序,去掉子类中样本数小于规定阈值 T_b 的子类,剩余子类就是海面背景的纹理模型。因为样本数很少的子类有可能是海面中的舰船目标子块,故应该去除。本文中 T_b 取 $0.1N$ 。

在实际背景建模中,出现频数最多的子类一般在 3~5 个,即背景纹理模型由出现频数最多的少量几个子类来描述。该建模算法的特点是背景纹理的聚类数 c 可以自适应确定,且出现频数很少的非背景样本会被自动去除。

2.3 基于背景纹理模型的舰船目标检测

按照 2.2 节介绍的方法建立海面背景纹理模型后,就可以对后续采集的图像帧进行海面目标检测。

如果位于海天线以上区域的 DCT 子块平均总能量 E 大于阈值 T , 则该子块归为目标块,经实验比较,阈值 T 取 5 比较理想。

而对于海天线以下的区域,对每个图像 DCT 子块,计算其纹理特征向量 \mathbf{X}_j 与构成背景各子类中心矢量之间的欧氏距离 $d_i, i=1, 2, \dots, c$, 若 d_i 小于规定的距离阈值 $T_d (0.1 \leq T_d \leq 0.6)$, 说明该子块属于海面背景,并属于距离最小者对应的背景子类,并按(7)式更新该类的中心矢量。反之,若所有 d_i 均大于规定距离阈值 T_d , 则该子块属于舰船目标区域。对海天线以下的所有子块检测完毕就完成了舰船目标的分割过程。

3 实验结果与分析

针对不同海况,本文进行了大量测试实验,并与任蕾等^[5] 和王金武等^[6] 的方法(简称 Ren 方法和 Wang 方法)进行了对比,以验证本文算法的有效性。所有测试实验使用的计算机 CPU 为 Intel Pentium Dual E2180, 内存为 1.0 GB, 程序代码在 Microsoft Visual C++ 6.0 上编写运行,测试图像分辨率为 320 pixel × 240 pixel。

在实验中,选择 400 幅图像作为测试样本,其中 200 幅图像是在大浪海况下采集的,另外 200 幅是在小浪下采集的,有的图像包含单个舰船目标,有的包含多个舰船目标,有的不含舰船目标。假设实际应用中,采集的图像都包含天空和海面背景。

根据 DCT 子块的交流系数平均总能量 E 进行天空与海面的划分,由于天空背景纹理一般比海面纹理简单、平滑,代表纹理特征的交流系数平均总

量 E 较小,若 E 小于阈值 T 视为天空子块,大于阈值 T 的区域为海面子块,经实验比较, T 取 5 效果理想。然后对海面子块提取三个方向的纹理特征,进行自适应模糊聚类。平滑因子 $m=2$,算法终止迭代的条件为迭代精度 $\epsilon \leq 0.0001$,或迭代次数 $k \geq 100$ 。图 3 和图 4 分别为在小浪和大浪情况下三种算法的目标检测结果。在图 3(a)中,有效性函数 $L(2,3,4)=(398.49,431.10,360.35)$,最佳聚类数 $c=3$;在图 4(a)中, $L(2,3,4,5)=(643.26,563.92,794.98,727.74)$,最佳聚类数 $c=4$ 。考虑到聚类频

数很少的子类有可能是海面中的舰船目标子块,故将频数小于阈值 T_b 的子类去除,剩余子类就是海面背景纹理模型。海面子块纹理特征具有一致性,水平方向纹理较大,垂直和对角方向纹理很小,而舰船目标三个方向纹理值都较大,因此对于后续采集的图像帧海天线以下部分,计算 DCT 子块样本与海面背景模型中各子类中心矢量之间的欧氏距离 d_i ,将小于阈值 T_d ($T_d=0.2$) 的子块划分为海面区域,并更新该类中心矢量,剩余子块为舰船目标区域。

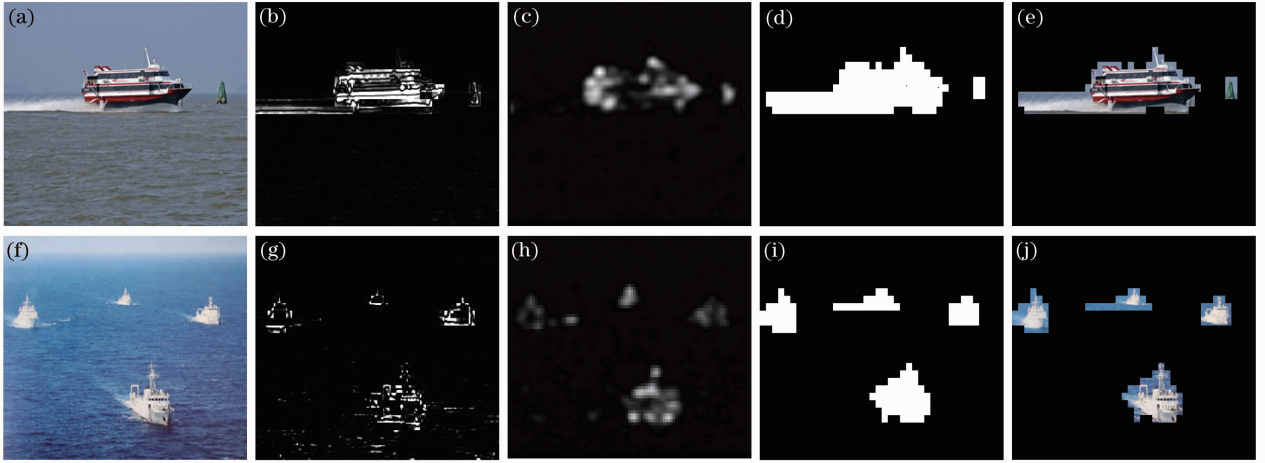


图 3 在小浪海况下三种算法的目标检测结果。(a),(f) 原始图像;(b),(g) Ren 算法的显著图;(c),(h) Wang 算法的显著图;(d),(i) 本文算法的显著图;(e),(j) 本文算法得到的目标区域

Fig. 3 Detection results of ship targets of the three methods in the case of small waves. (a),(f) Original images; (b),(g) saliency maps by Ren; (c),(h) saliency maps by Wang; (d),(i) saliency maps by the proposed algorithm; (e),(j) object regions by the proposed algorithm

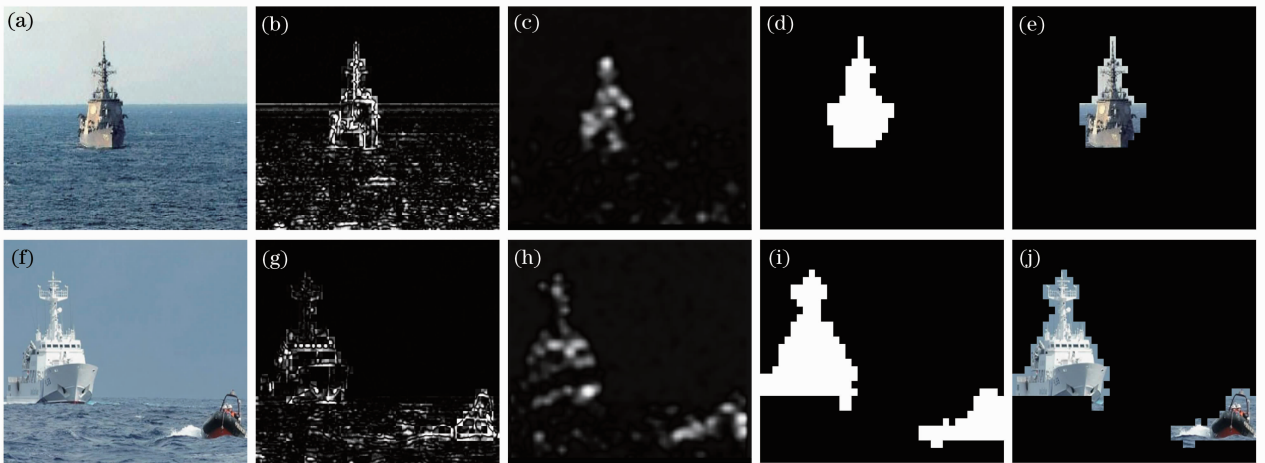
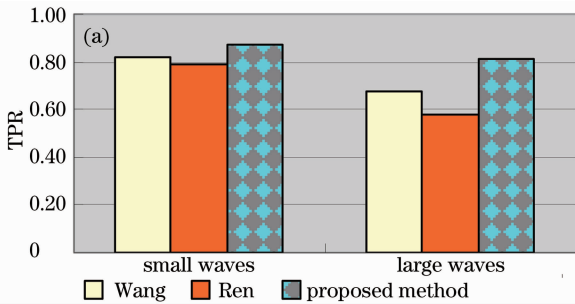


图 4 在大浪海况下三种算法的目标检测结果。(a),(f) 原始图像;(b),(g) Ren 算法的显著图;(c),(h) Wang 算法的显著图;(d),(i) 本文算法的显著图;(e),(j) 本文算法得到的目标区域

Fig. 4 Detection results of ship targets of the three methods in the case of large waves. (a),(f) Original images; (b),(g) saliency maps by Ren; (c),(h) saliency maps by Wang; (d),(i) saliency maps by the proposed algorithm; (e),(j) object regions by the proposed algorithm

由图 3(b)、(c)、(d)和(g)、(h)、(i)可知,在小浪海面背景下,三种算法都得到了较好的目标显著图。然而在大浪海况下,如图 4 所示,本文提出的算法明显优于另外两种算法。由图 4(b)、(c)可知, Ren^[5]和 Wang^[6]的算法易把大的海浪背景误判为舰船目标显著区,原因是当海浪引起的图像亮度变化与舰船目标引起的亮度变化处于同一数量级时,基于视觉显著机制的算法难以识别。由图 4(d)、(e)可知,本文算法可以很好地将大浪背景和舰船目标区分开,得到较为完整的目标区域,因为本文算法是基于海面背景与舰船目标在纹理特征上有显著差异,可以有效抑制海浪噪声的影响。

采用检测率(TPR, P_{TPR})和虚警率(FPR, P_{FPR})两个指标对本文算法及 Ren 方法和 Wang 方法的实验结果进行定量的评价,计算公式为



$$P_{TPR} = N_{TP} / (N_{TP} + N_{FN}), \quad (9)$$

$$P_{FPR} = N_{FP} / (N_{FP} + N_{TN}), \quad (10)$$

式中 N_{TP} 为在目标区检测到目标的次数, N_{FN} 为在目标区没有检测到目标的次数, N_{FP} 为将背景区检测为目标的次数, N_{TN} 为将背景区没有检测为目标的次数。图 5 是三种算法的测试指标对比。

从图 5 可以看出,本文算法优于其他两种算法。统计数据表明,本文算法的检测率平均值大于 83%,虚警率平均值低于 8%。对于天晴无浪情况,本文算法与其他两种算法检测率相当,漏检的主要是尺寸很小的船只,虚警主要是由于海面强烈的鱼鳞光引起的背景干扰。而在大浪情况下,本文算法的性能明显高于其他两种算法,主要原因是本文算法采用了海面背景有效的纹理模型。

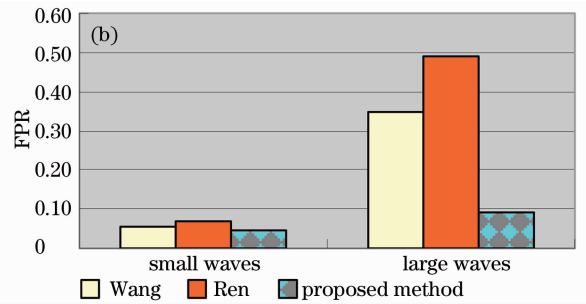


图 5 三种算法的(a)TPR 和(b)FPR 比较结果

Fig. 5 Comparison of the three methods in terms of (a) TPR and (b) FPR

表 1 是三种算法处理一幅图像平均处理时间的对比。由表 1 可以看出,本文算法和 Wang 的算法处理时间较短, Ren 的算法处理时间最长。本文算法实时性较好的原因是在特征提取时,采用 8×8 DCT 子块的形式而非以像素形式,加上一旦海面背景的纹理模型利用第一帧图像建立后,后续帧的模型计算仅是聚类中心的更新计算。Wang 的算法是在傅里叶变换域,通过相位谱法进行亮度分量的临时显著性检测,在显著图中使用频率调谐的方法,计算整体均值与 L 、 a 、 b 三个分量的差异构造目标显著图。而 Ren 算法在 Lab 颜色空间对 3 个分量进行子块划分,并分别计算每个分量每个子块的均值和高斯平滑后的差分进行显著图融合,计算时间略长。

表 1 每帧图像平均处理时间

Table 1 Average processing time per image

Algorithm	Proposed algorithm	Wang's algorithm	Ren's algorithm
Time /ms	78	85	173

4 结 论

摄像机在运动情况下,快速检测动态海面背景下的舰船目标,对于重要海事区域的监测有重要应用价值。在图像子块的 DCT 域提取海面图像的纹理特征,并利用自适应模糊聚类方法建立海面复杂背景的混合纹理模型。实验结果表明,基于海面纹理模型的舰船目标检测算法具有较好的稳健性和实时性。该算法适用于基于浮标和运动船只等运动平台的视频监控,对海浪较大的海况具有稳健性。下一步的研究应将目前算法移植到基于数字信号处理的浮标视频监视系统。

参 考 文 献

- 1 Borghgraef A, Barnich O, Lapierre F, *et al.*. An evaluation of pixel-based methods for the detection of floating objects on the sea surface [J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2010, 2010(5): 451-461.
- 2 Hu W C, Yang C Y, Huang D Y. Robust real-time ship detection and tracking for visual surveillance of cage aquaculture [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation,

- 2011, 22(6): 543-556.
- 3 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.
 - 4 Ye Congying, Li Cuihua. Application of HIS based on visual attention model in ship detection [J]. *Journal of Xiamen University (Natural Science)*, 2005, 44(4): 484-488.
叶聪颖, 李翠华. 基于 HIS 的视觉注意力模型及其在船只检测中的应用 [J]. *厦门大学学报 (自然科学版)*, 2005, 44(4): 484-488.
 - 5 Ren Lei, Shi Chaojian, Ran Xin. Small target detection method under sea surface environment using revised frequency tuned saliency detection [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2012, 17(3): 365-369.
任蕾, 施朝健, 冉鑫. 应用改进频率调谐的海上小目标检测方法 [J]. *中国图象图形学报*, 2012, 17(3): 365-369.
 - 6 Wang Jinwu, Yao Zhijun, Yu Naizhao. Saliency detection based on phase spectrum and frequency tuning for sea visual scene [J]. *Journal of Computer Applications*, 2013, 33(S1): 211-213.
王金武, 姚志均, 于乃昭. 基于相位谱和频率调谐的海上场景显著性检测 [J]. *计算机应用*, 2013, 33(S1): 211-213.
 - 7 Fefilatye S, Goldgof D, Shreve M, *et al.*. Detection and tracking of ships in open sea with rapidly moving buoy-mounted camera system [J]. *Ocean Engineering*, 2012, 54(1): 1-12.
 - 8 Arshad N, Moon W S, Kim J N. An adaptive moving ship detection and tracking based on edge information and morphological operations [C]. *SPIE*, 2011, 8285: 8285X.
 - 9 Bouma H, De Lange D J J, Van Den Broek S P, *et al.*. Automatic detection of small surface targets with electro-optical sensors in a harbor environment [C]. *SPIE*, 2008, 7114: 711402.
 - 10 Wan Lei, Zeng Wenjing, Qin Zaibai, *et al.*. Real-time detection of sea surface targets [J]. *Journal of Shanghai Jiaotong University*, 2012, 46(9): 1421-1427.
万磊, 曾文静, 秦再白, 等. 海面目标自适应实时检测 [J]. *上海交通大学学报*, 2012, 46(9): 1421-1427.
 - 11 Yun Xiao, Xiao Gang. Camshift ship tracking algorithm based on multi-feature adaptive fusion [J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2011, 38(5): 52-58.
云霄, 肖刚. 基于 Camshift 的多特征自适应融合船舶跟踪算法 [J]. *光电工程*, 2011, 38(5): 52-58.
 - 12 Zhao Shan, Liu Jing. Image retrieval in DCT compressed domain [J]. *Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications*, 2008, 31(5): 5-8.
赵珊, 刘静. DCT 压缩域的图像检索技术 [J]. *北京邮电大学学报*, 2008, 31(5): 5-8.
 - 13 Yang Hao, Zhang Lei, He Qian, *et al.*. Study of power load classification based on adaptive fuzzy C means [J]. *Power System Protection and Control*, 2010, 38(16): 111-114.
杨浩, 张磊, 何潜, 等. 基于自适应模糊 C 均值算法的电力负荷分类研究 [J]. *电力系统保护与控制*, 2010, 38(16): 111-114.

栏目编辑: 史敏