

文章编号:1007-2780(2016)10-1006-10

## 应用图像融合与多样性的舰船显著性检测

郭少军\*, 娄树理, 刘 峰

(海军航空工程学院 控制科学与工程系, 山东 烟台 264001)

**摘要:** 基于单源的图像显著性检测存在较大的虚警或漏检, 文章提出了利用约简后的特征点和 CPD 算法对海面实拍船只图像进行多源图像匹配, 获得图像间的变换投影方程并利用投影方程对单源图像的显著性检测结果进行叠加与虚警控制器分类, 从而达到提高检测率与控制虚警的目的。显著性检测方面, 文章分析了基于图等级多样性的显著性检测方法的不足和优点, 引入了最大稳定区域检测方法对图像做前期处理, 并对获得区域进行联合获得新区域, 使得新区域能够最大限度地满足基于图的等级多样性显著性检测最优条件。对于检测获得的联合区域目标显著性不完整的情况, 利用了区域的叠加性进行加权求和, 最终获得了具有较好联通性的多舰船目标图像显著性检测结果。对于显著性检测结果中存在较大虚警的情况, 文章进一步提出计算船只与浪花的多尺度分形维数, 并结合 Adaboost 算法训练浪花虚警控制器。实验结果显示控制器能够消除一部分浪花带来的虚警, 但是对于灰度与舰船极为相似的虚警无法消除。

**关键词:** 显著性; MSER; 图多样性; 分形维数; CPD; 虚警控制器; Adaboost

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/YJYXS20163110.1006

## Ship-target saliency detection via image fusion and graph-based manifold ranking

GUO Shao-jun\*, LOU Shu-li, LIU Feng

(Department of Control Engineering, Navy Aeronautical Engineering University,  
Yantai 264001, China)

**Abstract:** Objects saliency detected by single-source image always include a lot of false alarm and leak detection. This work proposes to simplify the feature points data first and then uses it to match the multi-source images, after which we can get a mapping function between the couple images. The function is used to match the saliency results between the images so as to improve the object detection rate and reduce the leak detection rate. For the saliency detection of the objects, this work propose to improve the saliency detection via graph-based manifold ranking method by MSER. We firstly detect the MSER regions and union the regions, which can make every region suit the request of that method. And after the saliency detection of every union regions we sum the saliency maps by weight  $W$ . The summing process unions the saliency objects well and can reduce the false alarm. But false alarm still exist. This work propose to compute a false alarm controller to lower the false alarm by associating the multi-fractal dim and Adaboost method, which works well for wave false alarm reduction but not

收稿日期: 2016-06-01; 修订日期: 2016-07-22.

基金项目: 国家自然科学基金(No. 61303192)

Supported by National Natural Science Foundation of China(No. 61303192)

\* 通信联系人, E-mail: guoba 2000@163.com

so good for false alarms like the ships very much.

**Key words:** saliency; MSER; graph manifold ranking; fractal dim; CPD; false alarm controller; Ada-boost

## 1 引 言

基于单源图像的舰船目标检测总是存在各种不足,而图像融合能够利用各种源图像的优势,相互协作,提高检测率。以可见光与红外舰船目标图像融合为例,当可见光获得目标图像处于运动状态,则必然会产生浪花拖尾,浪花的灰度成像和目标图像极为相似,这导致单独的可见光目标检测虚警率增加。然而,由于成像机制的不同,浪花的辐射和舰船的辐射存在较大的差异,舰船的温度较浪花要高得多,这使得红外图像中舰船目标的成像灰度要比浪花高很多,形成明显差异。

同一场景中的可见光图像与红外图像进行配准后在同一目标区域内进行验证,如果都是目标区域,则认为区域内确实存在目标,如果可见光/红外认为是目标区域而红外/可见光认为不是,则将区域标记为疑似目标区域,进一步利用目标检测分类器进行虚警控制。通过图像融合,将两种源图像检测的目标都列为了目标或疑似目标,提升了检测率,对疑似目标进行进一步虚警分析能够进一步减少虚警。

Chui<sup>[1]</sup>等人指出了RPM算法与高斯混合模型(Gaussian Mixture Models, GMM)在迭代寻优过程中具有等价性。高斯混合模型中的期望最大化算法(Expectation Maximization, EM)将待匹配的一个点集的所有点作为GMM的质心集合,其它点集作为数据集进行迭代寻优。许多研究者如Joshi与Lee<sup>[2]</sup>,Well<sup>[3]</sup>,Cross与Hancock<sup>[4]</sup>,Luo与Hancock<sup>[5-6]</sup>,McNeill与Vijayakumar<sup>[7]</sup>等也通过类似的方法,将点集作为GMM质心集,利用EM算法进行最大似然参数估计,完成点集间的配准。Myronenko等人<sup>[8]</sup>提出了一致性点漂移算法(Coherent Point Drift, CPD),CPD算法能够得到刚体模型参数的精确显式解,并且通过显式的计算高斯分布函数尺度参数来达到自动退火寻优。文献[9]提出对待匹配特征点进行约简,寻找CPD算法的全局最优搜索范围,实现全局最优搜索。本文首先对待匹配

的特征点集进行约简,再进行全局最优搜索,实现了红外图像与可见光图像的配准。

显著性检测是检测出图像中最重要,最具信息价值的区域,对海面舰船图像来说,显著性检测的目的是检测出舰船目标区域,再通过对检测出区域的区分滤除虚假目标,从而实现舰船的检测。Liu<sup>[10]</sup>等人通过训练特征条件随机场建立二值化显著性检测模型;Wang<sup>[11]</sup>等人通过最小化能量场分析多特征索引和图等级特征来检测显著性目标;Lu<sup>[12]</sup>等人通过建立等级继承模型并利用图像上下文计算特征点之间的相互关系来计算目标显著性;Achanta<sup>[13]</sup>等人通过计算像素间的颜色相关度来检测目标显著性区域;Cheng<sup>[14]</sup>等人利用整个图像的全局对比来获得目标显著性区域;Itti<sup>[15]</sup>等人提出了基于人眼视觉注意机制的图像显著性检测方法,该方法计算速度快,但是精度存在不足;Xiao<sup>[16]</sup>等人提出了图像稀疏显著性区域的概念;Harel<sup>[17]</sup>等人提出了基于图像可视化的目标显著性检测方法(Graph-based visual saliency, GBVS),在一定程度上增加了显著性检测的精度。以上模型都是基于目标区域与其周围背景的对比度来进行显著性检测的,由于区域的不确定性与前景目标的不明确,必然会导致显著性目标区域包含大量背景,影响显著性检测效果。Chuan Yang<sup>[18]</sup>等人提出将图像边界像素作为背景索引,计算所有像素相对索引点的相关度,以此来进行目标显著性检测。

本文提出首先利用最大稳定区域(Maximally Stable Extremal Regions, MSER)进行目标区域初始化标定,获得目标潜在区域,对潜在区域进行联合减少MSER区域数量。对联合区域进一步实施基于图像等级多样性(Graph-based manifold ranking, GBMR)的相关性计算,对计算结果进行阈值化处理,削减背景像素,图像目标区域像素。实验结果表明本文算法对存在多目标区域的图像具有较高的检测率,获得的目标显著性区域包含背景较少,对可见光图像的处理存在一定的虚假目标,对存在高亮海杂波干扰的红外图像也存在一定数量的虚假目标。为了解决

虚假目标的干扰,降低虚警率,本文提出对同一场景中的红外图像与可见光图像进行匹配融合,利用不同源的成像特征降低虚警。

## 2 MSER 区域提取

MSER 算法<sup>[19]</sup>是一种基于分水岭算法的改进模型,MSER 的核心原理是对图像进行多阈值分割(比如设阈值为 0~255),每个阈值都能获得对应的联通区域,随着阈值的改变,图像中联通区域的大小和个数都会改变,如果阈值递增到一定大小后,某些联通区域出现面积变化小于限制值时,这些联通区域可以被认为最大稳定区域。

当一个联通区域的面积大小变化极其微小时,区域的灰度值变化也是极其微小的,因此通过计算区域灰度值总的变化率来描述联通区域面积的大小变化,表达式如等式(1)所示。

$$q(i) = |Q_{j+\Delta} - Q_{j-\Delta}| / |Q_j|, \quad (1)$$

其中: $Q_j$ 表示阈值为  $i$  时的某一连通区域, $\Delta$  为灰度阈值的微小变化量, $q(i)$  为阈值是  $i$  时的区域  $Q_j$  的变化率。当  $q(i)$  为局部极小值时,则  $Q_j$  为最大稳定极值区域。

本文中采用图 1 中两组具有代表性的图像作为示例,前一组体现了可见光效果不好的情况,后一组为红外效果相对较差情况,但是可见光效果较好。这两组图是分别对两个不同场景同时用红外和可见光拍摄的。算法流程如图 2 所示。

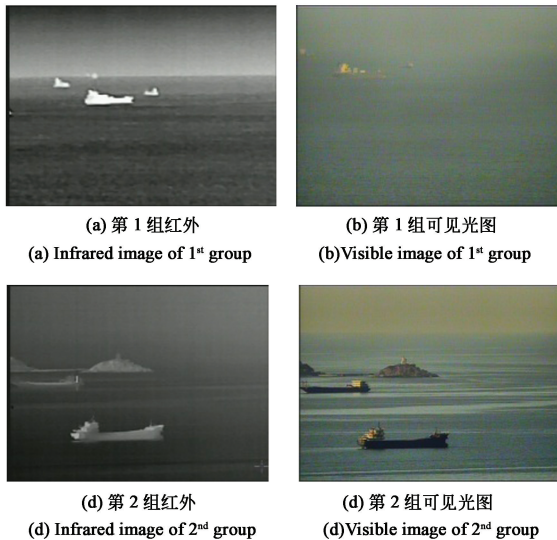


图 1 本文示例图像

Fig.1 Images we used

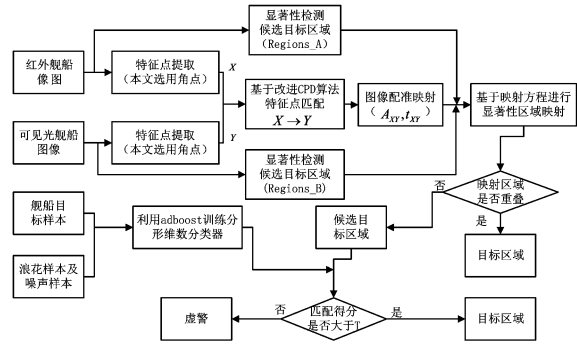
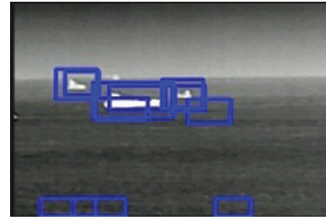


图 2 舰船目标检测流程图

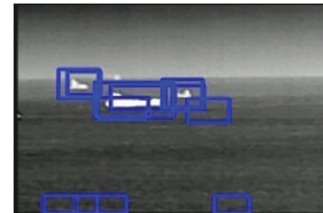
Fig.2 Flow chart of our method

对舰船目标图像进行 MSER 区域提取后,对具有超过 50%公共面积的区域进行合并联合,有效减少了 MSER 区域的数量并能够增大目标区域处于候选窗口中心的概率。图 3 给出了海面实拍舰船目标的 MSER 区域提取与联合结果。



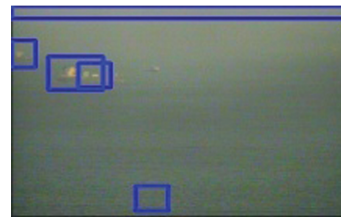
(a) 第 1 组红外图像联合前(11 个)

(a) Before union of infrared 1<sup>st</sup> group (11)



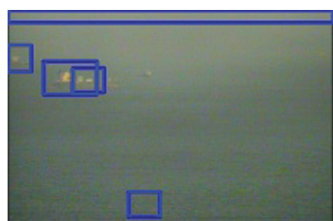
(b) 第 1 组红外图形联合后(8 个)

(b) After union of infrared 1<sup>st</sup> group (8)

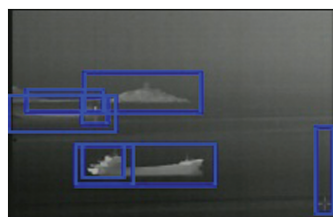


(c) 第 1 组红外图像联合前(5 个)

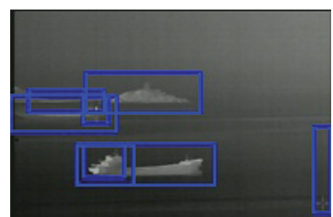
(c) Before union of visible 1<sup>st</sup> group (5)



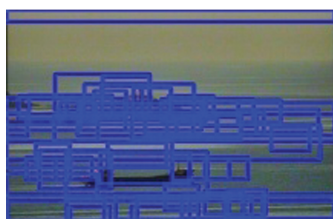
(d) 第 1 组红外图形联合后(5 个)

(d) After union of visible 1<sup>st</sup> group (5)

(e) 第 2 组红外图像联合前(8 个)

(e) Before union of infrared 2<sup>nd</sup> group (8)

(f) 第 2 组红外图形联合后(7 个)

(f) After union of infrared 2<sup>nd</sup> group (7)

(g) 第 2 组红外图像联合前(54 个)

(g) Before union of visible 2<sup>nd</sup> group (54)

(h) 第 2 组红外图形联合后(48 个)

(h) After union of visible 2<sup>nd</sup> group(48)

图 3 两组图像 MSER 提取候选区域窗口

Fig.3 Proposed regions for detection

从图 3 中可以看到,可见光图像能够保留更多的信息,包括大量的海浪灰度像素,天空灰度像素,噪声等,这些因素都会造成 MSER 方法检索到非舰船目标区域作为候选区域。

文章对提取出来的候选窗口区域进一步进行基于图的等级多样性的显著性检测,通过这个步骤的作用能够抑制大部分候选背景区域的显著性,保留舰船目标显著性。

### 3 MSER 联合区域显著性检测

#### 3.1 GBMR 算法

对于给定的数据集  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_l, x_{l+1}, \dots, x_n\}$ ,取一部分作为索引数据点并标记。对未标记的点,计算其与索引点之间的相关性强度,将其与所有索引点的相关性强度进行综合,按照最终强度值进行等级分类<sup>[16]</sup>。

设相关性强度值计算函数为:

$$f = [f_1, f_2, \dots, f_n]^T, \quad (2)$$

其中:  $f_i$  表示  $x_i$  与索引点的相关强度等级,用  $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_l, y_{l+1}, \dots, y_n\}$  对  $X$  进行标记,索引点  $y_i = 1$ ,非索引点  $y_i = 0$ 。根据数据集定义一个图  $G = (X, E)$ ,  $E$  表示数据点之间的边,由权值  $W = [w_{ij}]_{m \times n}$  表示相关强度,对于一个图  $G$ ,构建对角矩阵:

$$D = \text{diag}\{d_{11}, \dots, d_{nn}\}, d_{ii} = \sum_j w_{ij}. \quad (3)$$

对相关性强度的定义需要从两方面进行考虑,一方面是数据间的空间距离,另一方面是颜色空间距离。通过最最小化等式(4)的来计算相关强度值并优化权重矩阵<sup>[18]</sup>:

$$f^* = \arg \min_f \frac{1}{2} \times \left( \sum_{i,j=1}^n w_{ij} \left\| \frac{f_i}{\sqrt{d_{ii}}} - \frac{f_j}{\sqrt{d_{jj}}} \right\|^2 + \mu \sum_{i=1}^n \left\| f_i - y_i \right\|^2 \right), \quad (4)$$

其中:  $\mu$  平滑性约束因子,  $\left\| f_i / \sqrt{d_{ii}} - f_j / \sqrt{d_{jj}} \right\|^2$  是两个数据的空间距离。令等式(4)关于  $f$  的导数为零,有:

$$\begin{cases} f^* = (I - \alpha S)^{-1} y \\ \alpha = 1 / (1 + \mu) \\ S = D^{-1/2} W D^{-1/2} \end{cases}, \quad (5)$$

其中  $I$  是单位矩阵, 将  $\alpha$  与  $S$  的取值代入等式(5)中第一个等式中, 可得:

$$\begin{aligned} f^* &= (D - \alpha W)^{-1} y = \\ (I - \alpha D^{-1/2} W D^{-1/2})^{-1} y &= \\ (D^{1/2} - \alpha W D^{-1/2})^{-1} y &= \\ (D^{1/2} D^{1/2} - \alpha W)^{-1} y &= \\ (D - \alpha W)^{-1} y. \end{aligned} \quad (6)$$

### 3.2 显著性检测

对 MSER 联合区域图像, 首先像素进行超级像素计算, 将具有相似颜色或灰度信息的邻近像素聚集为一个数据点; 在一定的场景中, 人眼更注重于观察场景中央的目标, 根据这一特点, 检测过程中将图像边界的数据点作为背景索引。

构建数据关系图  $G = (X, E)$ , 大部分数据间没有直接联系的, 约束矩阵  $W$  大部分元素值为 0。定义数据点之间的权值与其颜色距离有关:

$$w_{ij} = e^{-\frac{\|c_i - c_j\|}{\sigma^2}} \quad i, j \in V, \quad (7)$$

其中:  $c_i$  和  $c_j$  在 CIE LAB 中两个数据点的颜色均值,  $\sigma$  是常数, 用来控制权重。本文分别以 4 个边的超像素作为背景索引, 因索引数据为基础, 计算图像块中其他数据点与背景索引点的相关强度值, 获得 4 个等级分类矩阵  $S_T, S_B, S_L, S_R$ , 分别表示上下左右边为索引计算得到的等级分类值矩阵。最后, 计算 4 个显著性等级矩阵的点积, 这个点积综合图像块中每个像素点和 4 组索引点的关系。

$$S_{bq}(i) = S_T(i) \times S_B(i) \times S_L(i) \times S_R(i). \quad (8)$$

通过对部分数据图像的处理, 发现将 4 个边所有像素作为背景索引比分组索引效果要差。原因有两点: (1) 以某个目标像素为例, 若其与某组索引相关强度高而与另一组相关强度低, 则会得到两个不同的强度值, 再求点积后不会因为值过小而在阈值分割时被滤掉。如果以所有边界像素作为一组来求背景相关强度值则很可能导致最终强度值过小而被滤除; (2) 分别计算相关等级值再联合的方法能够减少不精确索引的影响。

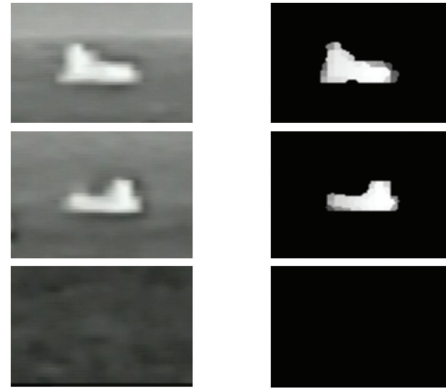
如果是背景作为索引, 则图像的显著性映射值为  $S_{fq} = 1 - S_{bq}$ , 再以所有像素的显著性等级分类值均值作为阈值进行显著性图像分割, 获得显著性目标图像。

### 3.3 MSER 联合区域显著性检测

计算 MSER 联合区域的显著性图像。由于每个候选的 MSER 联合区域不可能使得目标完全处于区域中心位置, 按照 GBMR 进行显著性检测必然会造成部分目标区域作为背景被抑制掉。在图 2 中可以发现, MSER 区域检测联合区域存在很多重叠, 这些重叠区域分别包含目标区域的不同部分在区域中心位置, 因此, 对重叠区域的显著性图像进行阈值分割后再加权处理获得新的显著性区域能够有效解决部分目标区域被抑制导致显著性区域缺失的问题。图 3 给出了几个联合区域单独的显著性检测结果, 图 4 给出了加权处理重叠区域显著性结果的整体效果图。权重系数按等式(9)计算。

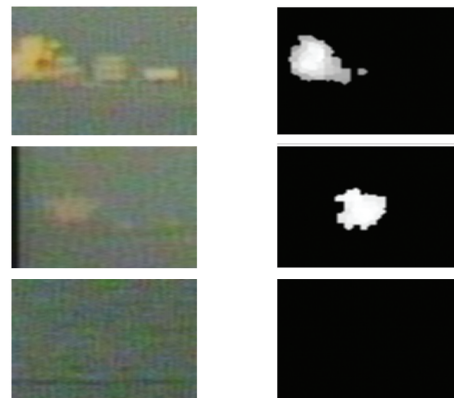
$$W_{x,y} = n_{x,y}, \quad (9)$$

$n_{x,y}$  是重叠区域总数量。



(a) 红外部分区域显著性图

(a) Saliency maps of infrared regions



(b) 可见光部分区域显著性检测图

(b) Saliency maps of visible regions

图 4 MSER 联合区域显著性检测部分结果

Fig.4 Some part testing results of MSER joint area

从图 4 可以看出本文算法能够有效地提取出 MSER 区域的显著性目标区域。对于本文示例图中可见光不清晰的情况也能获得目标的显著性区域。

通过计算显著性区域与背景的相关得分来进行抑制,从而使最终加权叠加后的显著性区域中

虚警大大降低,如图 5 中所示。从图 6 基于 GBMR 检测结果第 1 行第 2 列图像发现,由于海杂波造成的强烈干扰本文算法会将部分高亮海面作为显著性区域,对于图像中存在的海岛,可以认为其是图像中的显著性目标区域,需要通过更强的分类器进行区分,本文暂不考虑。

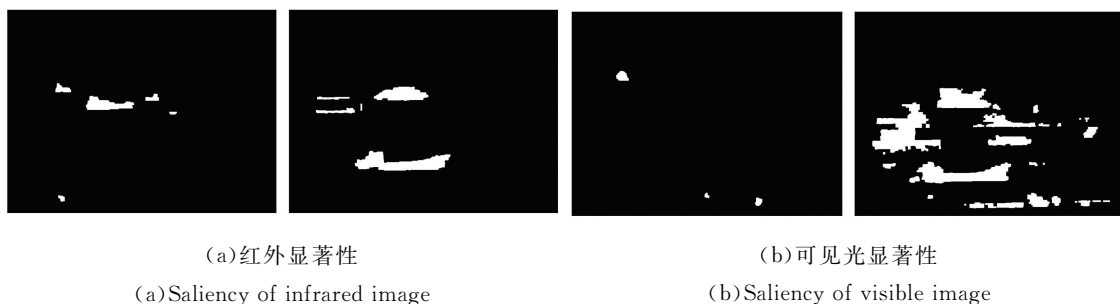


图 5 本文算法结果

Fig.5 Result of our method

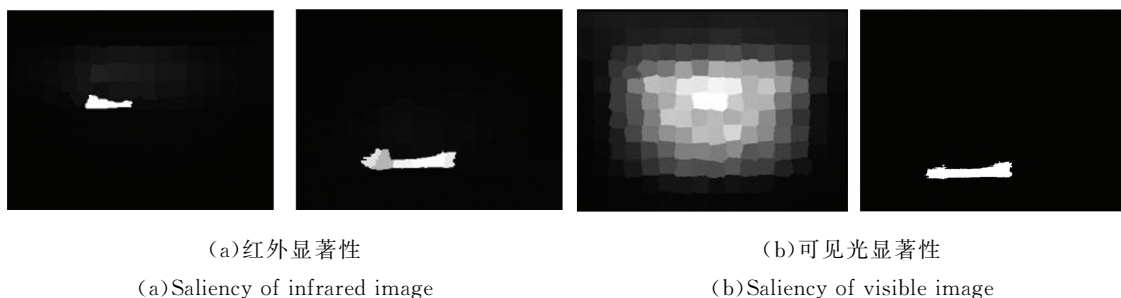


图 6 基于 GBMR 检测结果

Fig.6 Result based on GBMR

## 4 基于 CPD 的图像配准

从图 5 和图 6 的结果中发现,图像中显著性区域会存在一定的虚警,针对虚警问题,本文提出利用约简后点的 CPD 算法进行红外与可见光图像配准,再进一步对比显著性区域的目标可信度。可信度可以表示为:以红外图像

为基准,如果可见光图像中某一区域被认为是显著性区域,则将这一区域按照图像配准的转移矩阵转换到红外图像坐标中,如果对应坐标中的区域也同时标记为显著性区域,则保留这个区域作为显著性区域。区域内像素值等于两种图像灰度的加权和,权值可设为  $1/2$ ,由于红外的虚警低,本文设红外像素权值为  $2/3$ 。可信度可以表示为等式(10)。

$$\text{Score}_{\text{region}} = \text{Lab}(\text{Region}_{\text{visible}}) \cdot \text{Lab}(\text{Region}_{\text{inf}}) \cdot \text{Carea}(\text{Region}_{\text{visible}}, \text{Region}_{\text{inf}}) \quad (10)$$

$$\text{Label}(x) = \begin{cases} 0 & \text{背景区域} \\ 1 & \text{显著性区域} \end{cases}$$

$$\text{Region}_{\text{visible\_inf}} = A_{\text{visible\_inf}} \times \text{Regions}_{\text{visible}}$$

其中  $A_{\text{visible\_inf}}$  为转换矩阵,  $\text{Carea}(x, y)$  表示两个区域的共同面积占整个面积的比率,

$\text{Score}_{\text{region}}$  为区域的可信度得分。

4.1 图像匹配

本文首先对红外和可见光图像进行特征点提取,为了减少算法的耗时,采用角点作为特征点,图像间的配准流程如图所示。

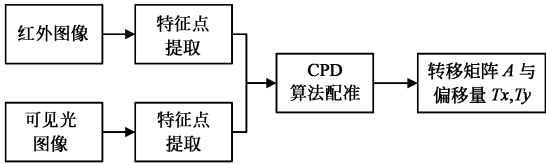
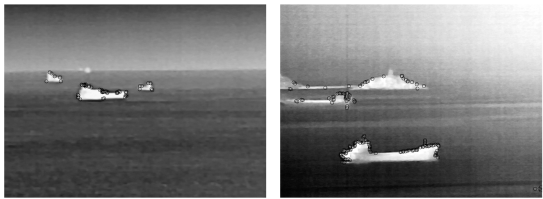
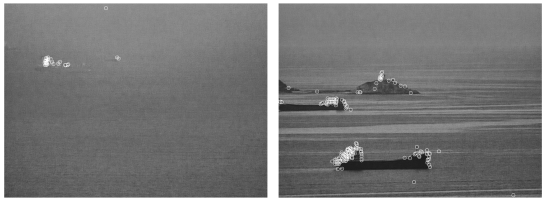


图 7 一致性漂移算法流程  
Fig.7 Flow chart of CPD

对本文的示例图像获得的角点图像如图 8 所示,图 9 给出了基于 CPD 的点匹配结果。图 10 (a)是原图像对配准后的图像。利用原图像对特征点配准过程生成的转换参数对显著性图像进行配准可得图 10(b)。

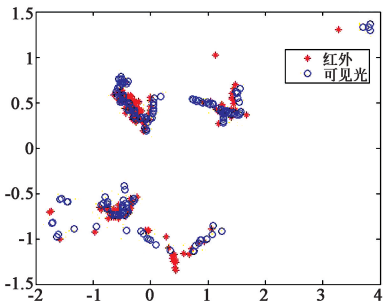


(a) 红外图像特征点  
(a) Infrared points

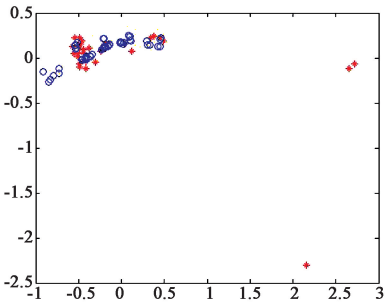


(b) 可见光特征点  
(b) Visible points

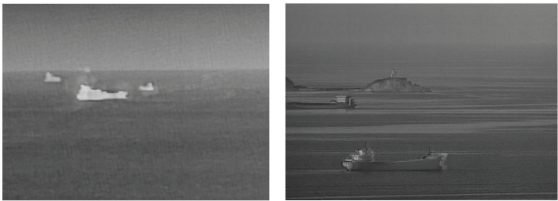
图 8 特征点检测示意图  
Fig.8 Feature points



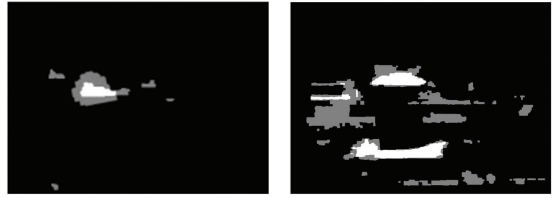
(a) 原图对匹配  
(a) Matching result of original images



(b) 显著性结果配准  
(b) Matching result of Saliency maps  
图 9 基于 CPD 的点集匹配  
Fig.9 Point sets matching



(a) 原图对匹配  
(a) Matching result of original images



(b) 显著性结果配准  
(b) Matching result of Saliency maps

图 10 配准效果图

Fig.10 Matching results

4.2 虚警控制

图 10(b)存在可疑目标区域,需要进一步处理,从而减少虚警率。本文提出通过算法 1 来进行虚警控制。

算法 1

输入:配准后的显著性结果图

Step1:对图像进行形态学闭操作;

Step2:重新获得图像中联通区域;

Step3:对联通区域进行多尺度分形维数计算;

Step4:利用 Adboost 算法和舰船样本数据训练进行分类;得分值大于阈值的认为是目标区域,

否则为虚警。

输出:去除虚警后的目标检测图像。

## 5 分形维数计算

本文采用多尺度分形维数计算方法<sup>[20]</sup>对每个潜在目标显著性区域进行分形维数计算,步骤参考算法 2。

算法 2

输入:最大灰度级为  $G$  大小为  $M \times N$  的图像

Step1:将二维图像看成是三维空间  $\{x, y, z\}$  中的一个曲面,  $(x, y)$  为坐标,  $z$  为图像灰度  $f(x, y)$ ;

Step2:将二维空间  $\{x, y\}$  分成大小为  $e \times e$  的格子,并用  $e \times e \times r$  的盒子去覆盖灰度曲面,其中  $r = (G \times e/M)$ ;

Step3:不断改变格子的大小  $e$ ,可以得到关于  $e$  的一系列的和盒子数  $N(e)$ ,利用最小二乘法对  $\log(N(e))$  相对  $-\log(e)$  进行拟合,所得曲线的斜率即为分形维数。

输出:区域图像分形维数。

利用算法 2 对人工分类好的目标区域(正样本)和虚警区域(负样本)进行分形维数计算,图 11 是正负样本计算获得的分形维数曲线图,从图中可以发现,虚警目标的分形维数较舰船目标的分形维数要大,并且在两个分类之间存在明显的空隙,可以利用这个空隙作为评判虚警目标的阈值。空隙在 0.47 到 0.51 之间,因此可以选择这个范围内的值作为阈值。

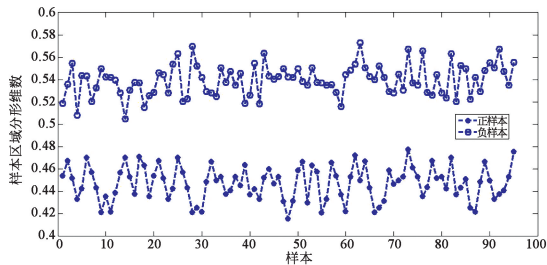


图 11 正负样本的分形维数曲线

Fig.11 Fractal curves of positive and negative samples

利用分形维数和 adaboost 理论<sup>[21]</sup>训练处虚警分类器,对文中图像的检测结果如图 12 所示。

由于本文使用的是简单的 adboost 训练分类

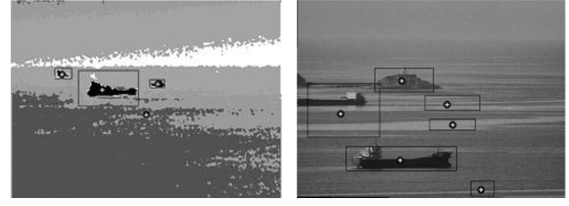


图 12 虚警控制后目标检测

Fig.12 Detecting results after false alarm control

器,检测结果还存在虚警,但是较可见光处理获得的检测结果虚警率得到了较好的控制,并且对文中示例图像检测率为 95% 以上,这对海面打击任务分配具有一定的实用效果,但是对于海杂波造成的虚警还存在不足,需要进行更进一步的深入研究,比如模板匹配。

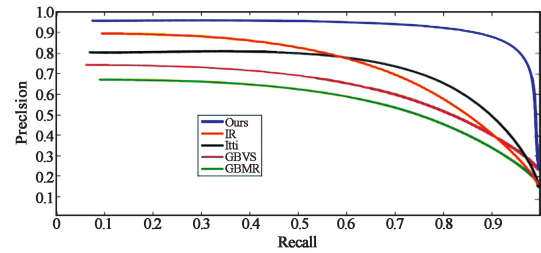
## 6 算法评估

本文采用回调率,查全率和 F 评判来评价算法的优劣,F 评价计算公式如(11)所示。

$$F_{\beta} = \frac{(1 + \beta^2) \text{Precision} \times \text{Recall}}{\beta^2 \text{Precision} + \text{Recall}} \quad (11)$$

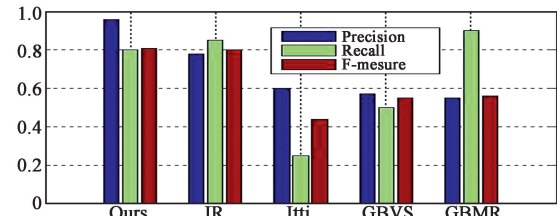
本文改进算法与 IR<sup>[16]</sup>, IT<sup>[15]</sup>, GBVS<sup>[17]</sup>, GBMR 的性能对比如图 13 所示。

通过图 13 可以得出本文算法在精确度方面



(a)精度-回调率曲线

(a) Precision-Recall



(b) 精度、回调率和 F 评价对比

(b) Comparison of precision, recall and F-measure

图 13 算法性能对比

Fig.13 Comparison of methods

要强于 GBMR 方法,由于 GBMR 在检测时会把大片中间区域作为目标区域,会造成 GBMR 方法的回调率较大,但准确率不到 60%,错误较多,虚警较高。本文算法具有较高的检测率,并且收敛速度快,准确率高,能达到 95%以上。

## 7 总 结

本文通过分析基于 GBMR 的目标显著性检测只能检测图像中央图像的不足,提出了首先利用 MSER 算法提取 MSER 区域并进行区域联合,对联合后的区域再利用图的等级多样性进行显著性检测。由于单源图像的显著性检测结果存在漏检和虚警过高的风险,本文提出利用多源图

像的角点作为特征点,结合点的一致性漂移算法进行多源图像的配准并加权融合,对单图的显著性结果也利用原图配准的变换矩阵进行配准加权融合,对融合后的显著性检测结果结合原图融合图像进行疑似目标区域的进一步筛选,筛选利用的是区域分形维数分类器。由于单独的分类器可能会存在更大的虚警,因此本文利用 adboost 算法对分类器进行了加强训练。

本文的研究主要是针对海面目标检测进行的,采用的图像是对海湾内经过的舰船进行实际拍摄获得,文章采用的两组图比较具有代表性,分别代表某单一源图像接近失效的情况,通过融合来弥补单源图像的不足,从而实现较高的精度和检测率,检测率能达到 95%以上。

## 参 考 文 献:

- [1] CHUI H L, RANGARAJAN A. A feature registration framework using mixture models [C]// *Proceedings of IEEE Workshop on Mathematical Methods in Biomedical Image Analysis*, Hilton Head Island: IEEE, 2000: 190-197.
- [2] JOSHI A, LEE CH. On the problem of correspondence in range data and some inelastic uses for elastic nets [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1995, 6(3): 716-723.
- [3] WELLS III W M. Statistical approaches to feature-based object recognition [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1997, 21(1/2): 63-98.
- [4] CROSS A D J, HANCOCK E R. Graph matching with a dual-step EM algorithm [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1998, 20(11): 1236-1253.
- [5] LUO B, HANCOCK E R. Structural graph matching using the EM algorithm and singular value decomposition [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2001, 23(10): 1120-1136.
- [6] LUO B, HANCOCK E R. A unified framework for alignment and correspondence [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2003, 92(1): 26-55.
- [7] MCNEILL G, VIJAYAKUMAR S. A probabilistic approach to robust shape matching [C]// *Proceedings of 2006 International Conference on Image Processing*, Atlanta: IEEE, 2006: 937-940.
- [8] MYRONENKO A, SONG X B. Point set registration: coherent point drift [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 32(12): 2262-2275.
- [9] 赵健,孙即祥,周石琳,等.基于全局最优的快速一致性点漂移算法[J].电子与信息学报,2012,34(3):509-516.
- [10] ZHAO J, SUN J X, ZHOU S L, et al. Fast coherent point drift algorithm based on global optimization [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2012, 34(3): 509-516. (in Chinese)
- [10] FENG J, WEI Y C, TAO L T, et al. Salient object detection by composition [C]// *Proceedings of 2011 International Conference on Computer Vision*, Barcelona: IEEE, 2011: 1028-1035.
- [11] LIU T, YUAN Z J, SUN J, et al. Learning to detect a salient object [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 33(2): 353-367.
- [12] GOPALAKRISHNAN V, HU Y Q, RAJAN D. Random walks on graphs for salient object detection in images [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(12): 3232-3242.
- [13] WANG L, XUE J R, ZHENG NN, et al. Automatic salient object extraction with contextual cue [C]// *Proceedings of 2011 International Conference on Computer Vision*, Barcelona: IEEE, 2011: 105-112.

- [14] GOFERMAN S, ZELNIK-MANOR L, TAL A. Context-aware saliency detection [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012,34(10):1915-1926.
- [15] 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.
- [16] HOUX D, HAREL J, KOCH C. Image signature: highlighting sparse salient regions[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012,34(1): 194-201.
- [17] HAREL J, KOCH C, PERONA P. Graph-based visual saliency[C]// *Proceedings of the 2006 Conference on Advances in Neural Information Processing Systems* 19, Cambridge: MIT Press, 2007:545-552.
- [18] YANG C, ZHANG L H, LU H C, et al. Saliency detection via graph-based manifold ranking [C]// *Proceedings of 2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Portland: IEEE, 2013: 3166-3173.
- [19] FORSSEN E, LOWE D. Shape descriptors for maximally stable extremal regions [C]// *Proceedings of the 2007 IEEE 11th International Conference on Computer Vision*, Rio de Janeiro: IEEE, 2007: 1-8.
- [20] 张东晓,何四华,杨绍清.一种多尺度分形的舰船目标检测方法[J]. *激光与红外*, 2009,39(3):315-318.
- [21] FREUND Y, SCHAPIRE R E. A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting [J]. *Journal of Computer and System Sciences*, 1997, 55(1): 119-139.

**作者简介:**郭少军(1985—),男,湖南洞口人,博士研究生,助理工程师,2008 年于海军航空工程学院获得学士学位,2011 年于海军航空工程学院获得硕士学位,主要从事目标检测与识别,计算机视觉等方面的研究。E-mail: guoba2000@163.com.

娄树理(1976—),男,山东蒙阴人,博士,副教授,2004 年于海军航空工程学院获得硕士学位,2011 年与海军航空工程学院获得博士学位,现为海军航空工程学院控制工程系副教授,主要从事多源目标成像技术,目标检测与识别等研究。E-mail: shulilou@sina.com.

刘峰(1988—),男,黑龙江哈尔滨人,博士研究生,2011 年于华中科技大学获得学士学位,2013 年于海军航空工程学院获得硕士学位,主要从事计算机视觉,图像处理与目标识别等方面的研究。E-mail: liufeng\_cv@126.com.