

基于 CFAR-DCRF 红外遥感舰船单帧目标检测方法

宋文韬^{1,2,3}, 胡勇^{1,2*}, 匡定波¹, 巩彩兰^{1,2}, 张文奇^{1,2,3}, 黄硕^{1,2,3}

(1. 中国科学院上海技术物理研究所, 上海 200083;

2. 中国科学院红外探测与成像技术重点实验室, 上海 200083;

3. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要: 针对红外舰船小目标图像复杂背景弱信号, 虚警率较高且难以被精确检测的问题, 提出了一种恒虚警率 (Constant False-Alarm Rate, CFAR)-全连接条件随机场 (Dense Conditional Random Fields, DCRF) 舰船目标检测算法. 该算法针对小目标与虚警信号变化特征相似但结构特征不同的特点, 利用 CRF 的多维上下文 (空间、辐射) 表达的优势, 实现虚警特征抑制, 并引入 CFAR 对模型进行改进, 提高了 DCRF 对于弱信号目标的检出能力, 实现舰船小目标的精确检测与分割. 实验结果表明, 该算法能够充分利用海域的全局上下文信息, 能够在保持较高检出率同时, 有效降低虚警率, 实现单帧端到端的小目标检测.

关键词: 遥感; 全连接条件随机场; 红外小目标; 恒虚警率

中图分类号: TP722.5 **文献标识码:** A

Detection of ship targets based on CFAR-DCRF in single infrared remote sensing images

SONG Wen-Tao^{1,2,3}, HU Yong^{1,2}, KUANG Ding-Bo¹, GONG Cai-Lan^{1,2},
ZHANG Wen-Qi^{1,2,3}, HUANG Shuo^{1,2,3}

(1. Shanghai Institute of Technical Physics of Chinese Academy of Sciences, Shanghai, 200083, China;

2. Key Laboratory of Infrared System Detection and Imaging Technology, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083 China;

3. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: This paper focuses on the problem of low detection accuracy and low extraction accuracy of the traditional small target detection and ship detection methods. An improved target detection algorithm based on constant false-alarm rate (CFAR)-dense conditional random fields (DCRF) is proposed. The algorithm is based on the characteristics of small target and false alarm signal changes with different structural features. It uses the advantages of conditional random fields (CRF) in multi-dimensional context (space, radiation) to achieve false alarm feature suppression, and introduces CFAR to improve the model and improve DCRF. Based on this model, experiments were performed under different conditions. The analysis results show that the algorithm can make full use of the global context information of the sea area, and can reduce the false alarm rate while maintaining a high detection rate.

Key words: remote sensing, dense conditional random fields, infrared dim target, constant false-alarm rate (CFAR)

PACS: 42.30.Sy

收稿日期:2019-01-10, 修回日期:2019-05-28

Received date: 2019-01-10, revised date: 2019-05-28

基金项目: 国家重点研发计划 (2017YFC0602103), 中国科学院上海技术物理研究所创新专项 (CX-55)

Foundation items: Supported by National Key R&D Program of China (2017YFC0602103), the Special Fund Of Innovation Project of Shanghai Institute of Technical Physics, Chinese Academic of Sciences (CX-55)

作者简介 (Biography): 宋文韬 (1992-), 男, 江苏扬州人, 博士研究生, 主要研究方向为红外目标检测及信息处理. E-mail: songwentao@whu.edu.cn

* 通讯作者 (Corresponding author): E-mail: huyong@mail.sitp.ac.cn

引言

随着各国对海洋资源的保护和开发日益重视,舰船目标的检测方法在军事和民用领域都有着越来越重要的研究价值.由于现阶段的天基红外数据相对缺乏,相关检测的研究开展较少,多数局限在海空背景的条件下,海空背景相对简单.而对天基遥感图像而言,由于耀光、云以及红外仪器特性的影响,图像中会产生与舰船尺度相近的虚警信息;另一方面,受红外衍射限与探测器水平约束,红外高分辨率图像一般为 10 m 的水平,这样导致船舶以接近点目标的形态出现在图像中,对船舶目标的检测与提取以及进一步的特征表达都带来了新的难度.

综合比较分析现阶段舰船目标的检测方法,主要集中在形态学,稀疏编码,显著度等主要方向.其中基于形态学的主要缺点在于抗背景干扰能力不强,过度依赖于结构元的主观定义,导致虚警增多^[1].基于稀疏编码的红外目标检测^[2],其缺点在于需要大量训练样本,由于目标样本本身稀少且特征同质化严重,可以采用仿真的手段获取样本进行学习,但由于其基于标准块的检测模式,导致该方法并不能解决点目标区域的精确提取问题;现在对光学遥感舰船检测运用较多是基于显著度的方法^[3],但显著度是一种主动的模仿人眼特征设计方法,对不同场景适应性差,其次是人眼本身更容易注意到图像中较大的区域,对小目标并不敏感,尤其是对于大幅面的杂波背景中存在的小目标敏感程度更低.

概率图模型是机器学习的一个研究热点,具有代表性的马尔科夫随机场(MRF)模型在遥感图像分类问题中得到了广泛的应用.该模型不仅可以利用空间上下文信息,而且还避免了面向对象方法中的尺度选择问题,但是由于该方法定义的空间上下文在实际应用中通常局限于 8 邻域或 4 邻域,对于稍大目标和复杂海面光照/温度条件下存在适应性问题.全连接条件随机场模型(Dense Conditional Random Fields, DCRF)是在经典的马尔科夫随机场模型(Markov Random Field, MRF)的发展^[4],主要有两个优点:首先,它不仅可以利用相邻节点的联系,还能够利用整个观测场的信息对局部判断加以指导,增强了马尔科夫随机场模型的适应能力;其次是能够对长距离和短距离像素关系进行建模^[5],特别是对于海面这种广域,大面积背景,能够充分利用图像的上下文关系.

在红外大尺度遥感图像中舰船与杂波尺度几乎

相当,必然会产生许多虚假检测结果.在概率图模型的研究中,最终生成的概率图模型对初始场的配置比较敏感,对于小目标检测来说,初始目标场通常不应该存在漏检,但是由于漏检率与虚警率是一对矛盾,必须综合考虑.

本文针对遥感图像特点,引入恒虚警率(Constant False Alarm Rate, CFAR)对 DCRF 框架进行改进,提出了一种更适合大背景、稀少小目标检测应用的 CFAR-DCRF 检测方法,在给定虚警率的情况下,能够实现最低漏检率,并结合图像局部对比度的高检测率和全局图像上下文关系提高对虚警的抑制能力,使模型同时具有高检出率、低虚警率的优点,同时在极大程度上不需要后续的多帧关联虚警抑制,实现了单帧图像端到端的小目标检测.

1 小目标检测的条件随机场(CRF)模型

条件随机场(Conditional Random Field, CRF)是一种判别式的概率无向图模型,具有强大的上下文信息融合能力.条件随机场一般用两个随机场来表征待检测图像,一个是观测场,对应到图像的像素的观测值的集合,表示为 $Y = \{y_i\}$, y_i 为第 i 个像素的观测值;一个是标记场,对应于像素在场景中的类别,记为 $X = \{x_i\}$, $x_i \in \{0, 1\}$, 对于小目标检测, 0 表示背景, 1 表示目标.与马尔科夫随机场(MRF)不同,条件随机场没有对先验和似然单独建模,而是直接对后验概率 $P(X|Y)$ 建模,给定观测场 Y , 基于条件随机场的联合概率可用吉布斯分布描述^[4]:

$$P(X|Y) = \frac{1}{Z} \exp(E(x|y)) \\ = \frac{1}{Z} \exp\left(-\sum_{c \in C} (-V_c(X_c|Y))\right) \quad (1)$$

E 在统计力学中表示 $x|y$ 的吉布斯能量,是基团势函数的叠加, C 为基团的集合,每个基团 c 都将产生一个势函数 V .

Z 是归一化函数,通常称为配分函数:

$$Z = \sum_x \exp\left(-\sum_{c \in C} (-V_c(X_c|Y))\right) \quad (2)$$

对于图像,一般只考虑单点和双点基团,即一元势函数和二元势函数,下文为了方便表示用 X 来代替 $X|Y$, 所以其吉布斯能量:

$$E = \sum_i \Psi_u(X_i) + \sum_{i,j \in C} \Psi_{i,j}(X_i, X_j) \quad (3)$$

$\Psi_u(X_i)$ 为一元势函数,表示标记场与观测场之间的单点依赖关系, $\Psi_{i,j}(X_i, X_j)$ 为二元势函数,表现的是像元对之间的上下文关系.对于小目标检测来

说,就是给每一个像元找一个最优的标记 x^* ,使得 $x^* = \arg \max P(X|Y) = \arg \min E(X|Y)$, $x_i \in \{0,1\}$.

1.1 基于 CFAR 的一元势函数

一元势函数,表示标记场与观测场之间的单点依赖关系,常定义为一些基于贝叶斯框架的分类器,而一般的分类器往往要求样本概率可分,然而对于广域红外遥感图像目标检测问题,由于待分割的目标区域只占图像的很小一部分,很难获取其统计上的特性,所以很难实现自适应统计分类;此外,由于研究对象的广域特性,图像中包括大量的海面耀光、高层卷云等尺度相当或相近的干扰信息,一般的二分类器容易将这类干扰源的统计特性作为典型目标,形成虚警,并且由于其密度分布的差异会同时出现漏检.基于这些影响因素,我们提出将基于对比度的恒虚警率(Constant False Alarm Rate, CFAR)应用于一元势函数的建立.恒虚警率检测器 CFAR 是一种根据检测系统要求和已知先验条件选择合理的判决准则的方法^[6].在实现中,通常根据虚警概率与图像杂波的统计分布模型共同确定一个自适应的阈值,根据阈值与待检测像素之间的关系来确定待检测像素类别,从而实现目标与背景的分割.

定义 H_0 为背景信号, H_1 为目标信号,第一类错误率是漏检概率 P_{MA} ,第二类错误率是虚警概率 P_{FA} , y 为待检测目标.通常用奈曼-皮尔逊准则(Neyman - Pearson lemma)作为判决准则.该决策规则是在 $P_{FA} < \varepsilon_0$ 条件下求 P_{MA} 极小值,可以用 Lagrange 乘法

$$F = P_{MA} + \lambda(P_{FA} - \varepsilon_0)$$

$$= \lambda \varepsilon_0 + \int [p(y|H_1) + \lambda p(y|H_0)] d(y) \quad (4)$$

要使 F 最大,积分部分值应为正,这样可以得到 NP 准则下的似然比解^[7]:

$$\frac{p(y|H_1)}{p(y|H_0)} > -\lambda \quad (5)$$

假设杂波和目标都服从高斯分布,两者具有相同的方差 β^2 ,目标的均值为 m_1 ,杂波的均值为 m_c ,可以得到检测门限 T 与虚警率 P_{FA} 的关系:

$$T = \sqrt{2\beta} \text{erf}^{-1}(1 - 2P_{FA}) + m_c \quad \text{其中 } \text{erf}(x) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^x e^{-\eta^2} d\eta \quad (6)$$

这样根据恒虚警率可以确定检测门限,从而实现目标像素的判定.

本文方法选择恒虚警率检测器作为一元势函

数,并将分割结果计算为吉布斯能量,同时作为二元势函数计算的初始值,由于一元势函数中仅考虑像素的对比度特征,因而检测的结果常常不光滑,并且含有孤立噪声点.

一元势函数的置信度是 M ,一般设置信度为 50%,可得:

$$\psi_u(X_i) = \begin{cases} -\ln(M) & y_i \geq T (\text{像元为目标}) \\ -\ln\left(\frac{1-M}{2}\right) & y_i < T (\text{像元为背景}) \end{cases} \quad (7)$$

1.2 基于全连接特征的二元势函数

传统的 MRF 模型使用 4 邻域或者 8 邻域的模型定义 Ising / Potts 模型定义成对势函数.对于局部检测问题能够很好的适应检测要求,本文研究的广域背景条件下的小目标检测问题,如果仅仅关注局部检测会导致 2 个问题:

1. 对于广域背景图像,虚警抑制能力不足;
2. 对于不包含目标的图像,总会检测出“假”的目标.

而由于广域背景条件下,目标像素与远离其像元之间的上下文关系对虚警的抑制也发挥重要的作用,而基于全连接的条件随机场(Dense Conditional Random Fields, DCRF)充分利用影像的全局上下文信息,其二元势函数表示的是全图中任意像元对之间关系,表示形式可以为特征函数. DCRF 模型中,基团不再局限在邻域,而是图像中任意两个像元,基团的集合 C 为图像中所有单个像素的组合,改进标记场的精确程度,充分利用上下文信息,如图 1(b)所示:

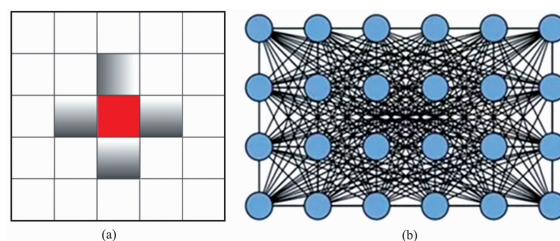


图 1 像元关系示意图 (a) 传统 4 邻域 MRF 系统 (b) 本文 DCRF 系统

Fig. 1 Pixel relationship diagrams (a) 4 neighborhood MRF system, (b) DCRF system

基于全连接性质,简化基团关系:

$$P(X) = \frac{1}{Z} \exp\left(\sum_i \Psi_u(X_i) + \sum_{i \neq j} \Psi_{i,j}(X_i, X_j)\right) \quad (8)$$

本文采用高斯核函数来定义二元势函数,因为采用全连接,像元被两两配对, i, j 为图中任意像元对. 其势函数定义为^[5]:

$$\Psi_{i,j}(X_i, X_j) = \mu(X_i, X_j) \sum_{m=1}^K w^{(m)} k^{(m)}(f_i, f_j) \quad (9)$$

每一个 $k^{(m)}$ 都是代表一个高斯核函数, f 是像素的特征向量, 本文用每个像素的能量和位置特征构造, $w^{(m)}$ 为线性组合的权重, 定义 l 代表着每个像素的 DN 值, P 为像素在图像上的坐标, 高斯核函数定义为:

$$\sum_{m=1}^K w^{(m)} k^{(m)}(f_i, f_j) = w^{(1)} \exp\left(-\frac{|P_i - P_j|^2}{2\theta_\alpha^2} - \frac{|I_i - I_j|^2}{2\theta_\beta^2}\right) + w^{(2)} \exp\left(-\frac{|P_i - P_j|^2}{2\theta_\gamma^2}\right) \quad (10)$$

需要设置 5 个参数, 分别为: $w^{(1)}$ 、 $w^{(2)}$ 、 θ_α 、 θ_β 、 θ_γ .

$\mu(X_i, X_j)$ 在这里作为一个兼容函数来约束目标或背景二元状态空间定义为^[8]:

$$\mu(x_{s_1}, x_{s_2}) = \begin{cases} 0 & x_{s_1} = x_{s_2} \\ 1 & x_{s_1} \neq x_{s_2} \end{cases} \quad (11)$$

2 模型快速推断

由于 DCRF 模型规模较大, 一般图有万亿条边, 精确计算联合概率分布 $P(X|Y)$ 时间较长, Krahenbuhl 等提出通过平均场估计降低计算的复杂度^[9], 即用最小化 KL 散度寻找分布 $Q(X|Y)$ 代替 $P(X|Y)$, 为简化表示, 下文用 X 代表 $X|Y$:

$$D(Q\|P) = \sum_X Q(X) \log\left(\frac{Q(X)}{P(X)}\right) \quad (12)$$

分布 Q 可以写成独立的边缘概率分布的乘积:

$$Q(X) = \prod_i Q_i(X_i) \quad (13)$$

根据概率性质有: $\sum_{X_i} Q_i(X_i) = 1$ (14)

在式 (14) 条件下利用拉格朗日乘数法求 $\arg \min D(Q\|P)$:

$$L(Q_i) = D(Q\|P) + \lambda \left(\sum_{X_i} Q_i(X_i) - 1 \right) \quad (15)$$

令其偏导等于 0, 归一化后约去, 求得解:

$$Q_i(X_i) = \frac{1}{Z_i} \exp\left(-\Psi_u(X_i) - \sum_{i \neq j} \sum_{X_j} \Psi_{i,j}(X_i, X_j) Q_j(X_j)\right) \quad (16)$$

低入 $P(X)$ 得到迭代式:

$$Q_i(X_i = l) = \frac{1}{Z_i} \exp\left\{\Psi_u(X_i) - \sum_{i \in L} \mu(l \cdot l')\right\}$$

$$\underbrace{\sum_{m=1}^K w^{(m)} \sum_{j \neq i} k^{(m)}(f_i, f_j) Q_j(l')}_{\text{可简化部分}} \quad (17)$$

表示成为高斯滤波的卷积过程:

$$\sum_{m=1}^K w^{(m)} \sum_{j \neq i} k^{(m)}(f_i, f_j) Q_j(l') = [G_{\Lambda^{(m)}} \otimes Q(l)](f_i) - Q_i(l')$$

采用这种方法的高维滤波算法仍然有指数级的计算复杂度, Adams 提出的 permutohedra lattice 滤波器^[10], 利用单元方差高斯核函数的可分性, 将高维卷积分解为一系列一维卷积, 能够将滤波速度提高到线性程度, 大大降低算法的计算时间.

具体算法如下:

输入: 二维函数参数 $w^{(1)}$ 、 $w^{(2)}$ 、 θ_α 、 θ_β 、 θ_γ ; 恒虚警率 P_{FA} ; 待检测图像

step1: 计算 CFAR 一元势函数, 将其作为 $Q(X)$ 的初值:

$$Q(X) = \frac{1}{Z} \exp(-\Psi_u(X_i)) \quad (19)$$

step2: 二元势函数迭代更新:

a) 利用快速滤波计算:

$$\sum_{m=1}^K w^{(m)} \sum_{j \neq i} k^{(m)}(f_i, f_j) Q_j(l') = [G_{\Lambda^{(m)}} \otimes Q(l)](f_i) - Q_i(l') \quad (20)$$

b) 考虑 Potts 模型:

$$\sum_{i \in L} \mu(l \cdot l') \sum_{m=1}^K w^{(m)} \sum_{j \neq i} k^{(m)}(f_i, f_j) Q_j(l') \quad (21)$$

c) 归一化并更新迭代:

$$Q_i(X_i = l) = \frac{1}{Z_i} \exp\left\{\Psi_u(X_i) - \sum_{i \in L} \mu(l \cdot l') \sum_{m=1}^K w^{(m)} \sum_{j \neq i} k^{(m)}(f_i, f_j) Q_j(l')\right\} \quad (22)$$

step3: 重复 step2, 当算法收敛时, 停止迭代

step4: 根据 Q 计算结果将每个像素概率最大状态作为该像素的类别.

3 分析与讨论

3.1 评价指标

本文针对每个场景不同方法所得结果分别计算目标检测率 (TDP)、目标检测错误率 (TFAP)、面积比例系数 (KS) 3 个指标, 通过指标体现算法性能, 其定义如下:

$$\text{TPD} = \frac{n_{\text{TD}}}{n_{\text{T}}} \quad , \quad (23)$$

$$\text{TPFA} = \frac{n_{\text{TFA}}}{n_{\text{T}} + n_{\text{TFA}}} \quad , \quad (24)$$

式中 n_{TD} 、 n_{TFA} 分别是正确检测的目标数、错误检测目标数, n_{T} 分别是真实目标数. 目标检测率越高, 目标检测错误率越低, 检测方法准确率越高.

传统的检测方法比较仅仅对目标个数进行统计, 但对于遥感影像, 为了定量计算和后续处理, 还需要能准确提取目标的像素个数, 定义面积比例系数(KS), 该系数越接近 1, 像元提取精度越高.

$$\text{面积比例系数:KS} = \frac{\sum_{i=1}^{n_{\text{TD}}} A_i}{\sum_{j=1}^{n_{\text{T}}} S_j} \quad , \quad (25)$$

A_i 表示其检测出来的面积, S_j 表示人工对第 j 个目标进行分割后的估计面积. 检测率、目标检测错误率体现了对目标的检测能力, 面积比例系数主要反映了方法对于小目标有效像素的精确保持能力. 对于目标位置和目标个数, 通过目视判读获取. 目标的面积, 即像元个数, 一次目视判断可能存在误差, 通过多人多次操作取均值, 提高精度.

3.2 模型参数分析

本文提出 CFAR-DCRF 由一元势函数和二元势函数组成, 需要输入 6 个参数, 二维函数参数 $w^{(1)}$ 、 $w^{(2)}$ 、 θ_{α} 、 θ_{β} 、 θ_{γ} 以及恒虚警率 P_{FA} . 对于 CFAR 检测器, 一般为设恒虚警率为 10^{-4} . 二元势函数包括两个高斯核函数, 其中 $w^{(1)}$ 、 $w^{(2)}$ 为两个高斯核函数权重, 根据经验选择 $w^{(1)} = 10$, $w^{(2)} = 3$. θ_{γ} 对结果影响较小^[5], 一种建议的参数选择为 $\theta_{\gamma} = 3$.

内核宽度参数 θ_{α} 、 θ_{β} 在计算梯度时包含了无法使用滤波近似优化的高斯核的总和, 其梯度计算复杂度过高, 几乎不可能通过优化方法得到解. 一种有效的策略是通过网格搜索获得参数最优解, 将各参数变量值的可行区间划分为一系列小区间, 然后依次计算出不同参数组合的误差值并选出局部最优值.

设 θ_{α} 值域为 30 ~ 50、 θ_{β} 值域为 15 ~ 30, 以面积比例系数(KS)作为评价指标, 分析不同 θ_{β} 、 θ_{α} 对模型精度的影响, 结果如下图所示:

从图中可以看出, 不同 θ_{α} 与 θ_{β} 对检测精度有一定影响, 随着 θ_{α} 与 θ_{β} 增大, 检测到的面积会变小. 但其精度在一个较大区间内能够维持较高水平且保持稳定 ($\theta_{\alpha} \in (34, 44)$, $\theta_{\beta} \in (20, 30)$), 参数波

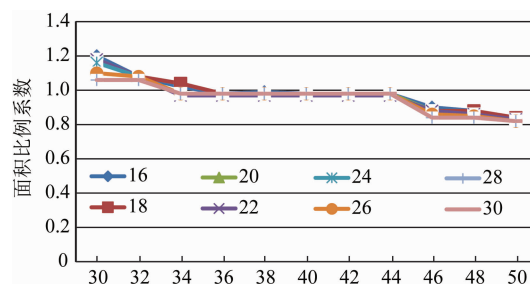


图2 参数 θ_{α} 、 θ_{β} 敏感性分析图

Fig. 2 Sensitivity analysis of parameters θ_{α} 、 θ_{β}

动对结果影响较小. 总体来说, CFAR-DCRF 模型是一个鲁棒的检测方法, 模型的参数的敏感性较小. 实验发现 $\theta_{\alpha} = 40$, $\theta_{\beta} = 25$, 是一组较好的参数, 适合该分辨率遥感图像, 下文测试也将使用此组参数.

3.3 不同检测方法比较

以不同条件下的 Landsat8 30 m 分辨率的短波红外海面船舶图像为例, 对不同的检测方法进行检测能力测试, A 为强海杂波多船只场景, B 为平稳海面行驶船队列, C 为强云杂波单目标场景, D 为强杂波无目标场景.

本文采取的对比方法主要包括三个方向:

1) 基于视觉显著度, 视觉显著性是模拟人眼可快速集中于感兴趣区域而提出的目标检测算法模型, 在光学舰船检测方面得到广泛应用. 一般可分为 3 类: 基于对比度信息 (AC)^[11], 基于频率域特征 (SR)^[12], 基于计算的特征融合的算法 (GBVS)^[13]. 本文选取其代表性算法作为比较对象, 一般来讲, 显著度算法都有一个下采样的操作, 滤除部分高频信息, 使得小目标边缘提取不够准确, 在某些简单场景, 能够突出目标, 但对云雾过于敏感, 图像质量影响比较大, 本文算法优与一般显著度算法.

2) 基于 MRF, 基于混合高斯的马尔科夫 (MRF-ICM)^[7], 设定其初值为恒虚警率检测结果, 势函数选择 Potts 模型, 最大迭代次数为 10 次.

3) 传统形态学方法, Tophat^[14] 设定模板大小为 $5 * 5$. 从图中可以看出, 传统方法对在云雾和噪声干扰的条件下, 检测效果较差, 虚警较高, 本文方法相比马尔科夫随机场利用了全局上下文信息, 提高了精度. 从目视结果来判断, 本文方法优于一般小目标检测方法, 检测结果如图 3 所示.

特别地, 在实际应用场景中, 很大概率是图像中并不包含有效目标 (如场景 D), 传统的检测方法一般是对图像中的异常进行检测, 对于没有目标的图像, 都会根据概率或者某种规则检测出属于目标的

	A(强海杂波场景)	B(平衡海面场景)	C(强云杂波场景)	D(无目标强杂波)
原始图像				
船只标注图				
本文结果				
AC显著性				
GBVS显著性				
SR显著性				
MRF-ICM				
Top-Hat				

图 3 检测对比结果图
Fig. 3 Results of detection

区域,如不包含目标的场景 D,传统方法都会检测出异常,标记出不属于目标的像素,这给实际工程处理带来了不必要的麻烦,从检测结果上看,本文方法能够避免这种现象,有效降低虚警。

选择上文中目视效果较好的 SR 显著度, MRF-ICM, Top-Hat 形态学与本文进行对比,分别计算其检测率、目标检测错误率、面积比例系数指标,作为不同算法性能评价的标准,对强杂波场景,平稳海面场景,强云场景分别计算,结果见表 1、表 2、表 3。

表 1 强杂波场景下本文方法和其他方法性能对比
Table 1 Performance comparison of our methods and other methods in strong clutter background

强海杂波场景	实际目标个数	检测数 (正确个数)	检测率	检测错误率	面积比例系数
CFAR-DCRF	27	28(27)	100%	3.7%	1.02
SR 显著度	27	18(18)	66.7%	0	2.45
MRF-ICM	27	24(24)	88.9%	0	3.92
Top-Hat	27	47(27)	100%	42.5%	1.20

表 2 强杂波场景下本文方法和其他方法性能对比
Table 2 Performance comparison of our methods and other methods in calm sea background

平稳海面场景	实际目标个数	检测数 (正确个数)	检测率	检测错误率	面积比例系数
CFAR-DCRF	8	8(8)	100%	0	0.98
SR 显著度	8	7(7)	87.5%	0	4.22
MRF-ICM	8	8(8)	100%	0	4.11
Top-Hat	8	12(8)	100%	33.3%	1.47

表 3 强云杂波场景下本文方法和其他方法性能对比
Table 3 Performance comparison of our methods and other methods in cloudy background

强云杂波场景	实际目标个数	检测数 (正确个数)	检测率	检测错误率	面积比例系数
CFAR-DCRF	1	1	100%	0	0.86
SR 显著度	1	6(1)	100%	83.3%	5.46
MRF-ICM	1	4(1)	100%	75%	2.56
Top-Hat	1	50(1)	100%	98%	0.59

表 1、表 2、表 3 给出了本文算法与不同算法的定量评价指标结果。从表中可以看出,对于不同应用场景的目标,SR 显著度方法的检出能力并不稳定,对云杂波干扰较为敏感,在有云条件下检测错误率较高(83.3%);MRF-ICM 方法检出能力相比 SR 显著度方法稍好,但同样对于杂波较为敏感,检测错误率较高(75%);TopHat 算法对于 3 种目标均具有较高的检出能力,但是伴随而来的是对于三种目标都具有最高的虚警率;综合比较来看,本文的提出的算法,均具有 100% 的检出能力,在强杂波背景下表现突出,尤其是在虚警抑制方面表现优异。

另一方面,相关算法更关注定性的检测,即判断目标的有无以及位置,而缺乏定量化像素特征的提取能力,导致能够描述目标的特征指标失真或具有较大波动,通过建立面积比例系数作为定量化指标进行比较发现,本文算法在像素级检测结果精度比传统方法有着明显的提高,能够将单帧检测元提取精度提升到一个较高水平。

算法运行的硬件环境为 PC, Core (TM) i7-2600 CPU @ 2.90 GHz, 编程语言 C++, 测试图像为 350 × 350 像素,全连接随机场运行时间为 0.85 s,和一般显著性算法效率相当^[15],基于混合高斯的马尔科夫模型^[7],当观测场混合高斯模型设置为两个时,运行时间超过 2 秒,高于本文算法,所以本文算法可以作为一种精细提取与分割方法运用到工程中。

4 结论

针对红外舰船小目标图像复杂背景弱信号,虚警率较高且难以被精确检测的问题,本文提出了一种 DCRF 框架的舰船检测方法,并利用 CFAR 改进传统的高斯分布一元势函数,通过与 SR-显著度、MRF-ICM 以及 Top-hat 等典型方法在不同场景下进行定量比较,本文提出的算法在检出能力与虚警抑制方面均更为优异;本方法在单帧的基础上,利用全局上下文信息去除虚警同时从像素级别精确提取目标,实现单帧图像端到端的小目标检测,降低了多针关联环节的依赖性。

一般来说,高的检测率伴随着高的虚警率,探测越弱小的目标越要以牺牲虚警率为代价。而本文算法能够在保持几乎最高单帧检测率的同时,非常有效降低虚警率,这意味着,在工程化应用中,大大降低对于多帧关联去除虚警的依赖,从而在小目标检测的应用场景中能够更快、更准确的响应。

另一方面,本文提出的方法不仅能在复杂的海面背景有较高检测精度,而且能够提高像元提取准确性,具有较好的小目标有效像元特征保持能力,能够为目标特征定量化以及为后续定量分析提供帮助。

References

- [1] TANG Mu-En, LIN Ting-Qiang, WEN Gong-Jian. Overview of ship detection methods in remote sensing image[J]. *Application Research of Computers* (唐沐恩, 林挺强, 文贡坚. 遥感图像中舰船检测方法综述. *计算机应用研究*), 2011, 28(1): 29-36.
- [2] ZHAO Jia-Jia, TANG Zheng-Yuan, YANG Jie, et al. Infrared small target detection based on image sparse representa-

- tion[J]. *Journal of Infrared & Millimeter Waves* (赵佳佳, 唐峥远, 杨杰, 等. 基于图像稀疏表示的红外小目标检测算法. *红外与毫米波学报*), 2011, **30**(2):156-161.
- [3] XU Fang, LIU Jing-Hong, ZENG Dong-Dong, *et al.* Detection and identification of unsupervised ships and warships on sea surface based on visual saliency[J]. *Optics & Precision Engineering* (徐芳, 刘晶红, 曾冬冬, 等. 基于视觉显著性的无监督海面舰船检测与识别. *光学精密工程*), 2017, **25**(5):1300-1311.
- [4] Lafferty J D, McCallum A, Pereira F C N. Conditional random fields; Probabilistic models for segmenting and labeling sequence data[C]// *Eighteenth International Conference on Machine Learning*. Morgan Kaufmann Publishers Inc. 2001:282-289.
- [5] Krähenbühl P, Koltun V. Efficient inference in fully connected crfs with Gaussian edge potentials[C]. *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2011.
- [6] CHEN Qian, QIAN Wen-Xian, *et al.* *Infrared target detection* [M]. Publish House of Electronics Industry (陈钱 钱惟贤, 等. *红外目标探测*). 电子工业出版社, 2016.
- [7] LIU Feng-Yi, HU Yong, RAO Peng, *et al.* Modified point targ, et detection algorithm based on Markov random field [J]. *Journal of Infrared & Millimeter Waves* (刘丰轶, 胡勇, 饶鹏, 等. 一种改进的 MRF 点目标检测算法. *红外与毫米波学报*), 2018, **37**(2):212-218.
- [8] Wu F Y. The potts model[J]. *Reviews of modern physics*, 1982, **54**(1): 235.
- [9] Krähenbühl P, Koltun V. Parameter learning and convergent inference for dense random fields [C]. *International Conference on Machine Learning*. 2013: 513-521.
- [10] Adams, J. Baek, and M. A. Davis. Fast high-dimensional filtering using the permutohedral lattice [J]. *Computer Graphics Forum*, 2010, **29**(2):2-5.
- [11] Achanta R, Estrada F, Wils P, *et al.* Salient region detection and segmentation[J]. *Icv*, 2008, **5008**:66-75.
- [12] Guo C, Ma Q, Zhang L. Spatio-temporal Saliency detection using phase spectrum of quaternion fourier transform [C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2008:1-8.
- [13] Schölkopf B, Platt J, Hofmann T. Graph-based visual saliency[J]. *Proc of Neural Information Processing Systems*, 2006, **19**:545-552.
- [14] ZHANG Wen-Chao, WANG Yan-Fei, CHEN He-Xin. Moving Point Target Detection in Complex Background Based on Tophat Transform [J]. *Journal of Image & Graphics* (张文超, 王岩飞, 陈贺新. 基于 Tophat 变换的复杂背景下运动点目标识别算法. *中国图象图形学报*), 2007, **12**(5):871-874.
- [15] DING Peng, ZHANG Ye, JIA Ping, *et al.* Ship Detection on sea surface based on visual saliency[J]. *Acta Electronica Sinica* (丁鹏, 张叶, 贾平, 等. 基于视觉显著性的海面舰船检测技术. *电子学报*), 2018, **46**(1):127-134.

(上接第 519 页)

- [58] Fan Z, Kapadia R, Leu P W, *et al.* Ordered arrays of dual-diameter nanopillars for maximized optical absorption [J]. *Nano Letters*, 2010, **10**(10): 3823-3827.
- [59] Li Y, Li M, Fu P, *et al.* A comparison of light-harvesting performance of silicon nanocones and nanowires for radial-junction solar cells [J]. *Scientific Reports*, 2015, **5**: 11532.
- [60] Bao H, Ruan X. Optical absorption enhancement in disordered vertical silicon nanowire arrays for photovoltaic applications [J]. *Optics Letters*, 2010, **35**(20): 3378-80.
- [61] Lin C, Povinelli M L. Optimal design of aperiodic, vertical silicon nanowire structures for photovoltaics [J]. *Optics Express*, 2011, 19 Suppl **5**(19): A1148.
- [62] Du Q G, Kam C H, Demir H V, *et al.* Broadband absorption enhancement in randomly positioned silicon nanowire arrays for solar cell applications [J]. *Optics Letters*, 2011, **36**(10):1884.
- [63] Jung J Y, Zhou K, Lee J H. Broadband enhancement of optical absorption in a silicon nanowire flexible thin film [J]. *Thin Solid Films*, 2014, **570**: 75-80.
- [64] Kelzenberg M D, Boettcher S W, Petykiewicz J A, *et al.* Enhanced absorption and carrier collection in Si wire arrays for photovoltaic applications [J]. *Nature Materials*, 2010, **9**(4): 368-368.
- [65] Aghaeipour M, Pettersson H. Enhanced broadband absorption in nanowire arrays with integrated Bragg reflectors [J]. *Nanophotonics*, 2018. <https://doi.org/10.1515/nanoph-2017-0101>.
- [66] Aghaeipour M, Pistol M E, Pettersson H. Considering symmetry properties of InP nanowire/light incidence systems to gain broadband absorption [J]. *IEEE Photonics Journal*, 2017, **9**(3): 1-10.