

文章编号: 1672-8785(2019)03-0016-08

一种基于 SVM 候选区训练的 红外舰船目标检测方法

修炳楠 吕俊伟 鹿珂珂

(海军航空大学, 山东 烟台 264000)

摘 要: 无人机进行红外舰船目标侦察时, 检测算法对检测正确率的影响很大。为增强无人机红外光电载荷对舰船目标的检测能力, 提出采用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)进行候选区训练的检测算法, 以提高目标检测的正确率。通过预先对候选区的特征进行训练, 得到候选区的分类数据。在检测阶段, 加载训练时得到的候选区分类数据, 分类筛选出更可能包含目标的候选区, 从而提高目标检测的正确率。验证实验中, 选用 368 张无人机拍摄的长波红外图像作为训练数据集图像, 另外选择 139 张图像作为测试图像。分别采用带候选区训练的方法和无候选区训练的方法做目标检测实验。检测结果表明, 采用带候选区训练的检测方法比采用无候选区训练方法时平均检测正确率高 14.6%。

关键词: 舰船目标检测; 候选区训练; SVM; 选择性搜索算法

中图分类号: TP391.4 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1672-8785.2019.03.004

An Infrared Ship Target Detection Method Based on Region Proposal Training by SVM

XIU Bing-nan, LV Jun-wei, LU Ke-ke

(Naval Aviation University, Yantai 264000, China)

Abstract: When the unmanned aerial vehicle (UAV) performs infrared ship target reconnaissance, the detection algorithm has a great influence on the detection accuracy. In order to enhance the detection capability of the UAV's infrared photoelectric load on the ship's target, a support vector machine was used to detect the region proposal training algorithm to improve the accuracy of target detection. Region proposal classification data were obtained by training region features in advance. In the detection stage, the region classification data obtained by training was loaded, and the regions which were more likely to contain targets were selected, thereby improving the accuracy of the target detection. In the validation experiment, 368 long-wave infrared images captured by UAV were selected as data sets, and 139 infrared images were selected as test sets. The target detection experiments were carried out using the region proposal training method and non-region proposal training method. The detection results show that the mean accuracy is 14.6% higher when using the region proposal training method than when using the non-region proposal training method.

收稿日期: 2019-03-13

作者简介: 修炳楠(1984-), 男, 辽宁营口人, 硕士生, 主要研究方向为目标检测与跟踪。

E-mail: 644707753@qq.com

Key words: ship target detection; region proposal training; SVM; selective search algorithm

0 引言

无人机执行侦察任务时, 通常先用红外光电任务系统的宽视场模式做大范围搜索, 发现舰船等目标后改用窄视场模式做重点搜索, 以准确检测目标的种类、数量并定位目标的位置。

目标检测时, 检测算法对检测结果的影响很大。选择合适的检测算法才能有效、精确地进行自动目标检测。

目前, 常用的目标检测算法主要有基于背景建模的方法、基于深度学习的方法和基于候选区纹理特征提取的算法。一种基于候选区纹理特征提取的算法是先采用选择性搜索生成初始候选区, 再用约束条件对候选区进行筛选, 保留最可能包含目标的少量候选区, 最后用分类器对候选区内的图像纹理或颜色等特征进行分类^[1], 得到检测结果。针对候选区生成方式, 有学者提出用滑动窗口遍历图像, 对每个窗口提取图像特征, 以找到最可能包含目标的候选区^[2]。还有学者提出通过计算标准化二值梯度的方法, 将目标与背景进行分离, 得到舰船目标的候选区^[3], 从而检测出舰船目标。

1 研究对象

本文重点研究无人机红外光电任务系统做窄视场侦察搜索时的舰船目标检测问题。本文所研究的方法可用于在海洋背景中检测舰船目标。检测时, 不区分舰船目标的具体型号。

如图 1 所示, 红外图像检测的基本流程是, 无人机红外光电任务系统采集图像, 将得到的红外图像通过数据链传输到地面信息处理系统; 采用信息处理系统中的目标检测算法进行处理, 得到目标检测结果。

2 检测原理与检测方法

2.1 检测原理

本文中, 基于候选区训练的目标检测算法

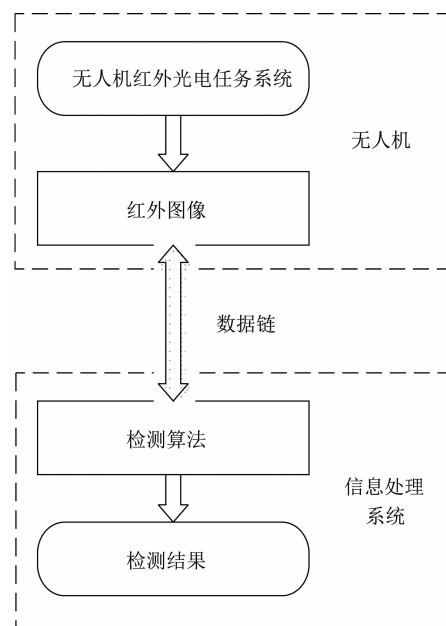


图 1 红外图像检测的流程图

可分为训练和检测两个阶段。在方法建立阶段进行分类器训练。在检测阶段直接加载训练数据并检测, 无需训练。图 2 和图 3 分别为训练阶段和检测阶段的流程图。

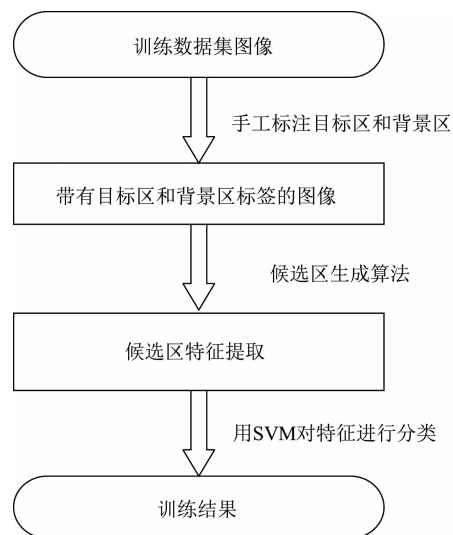


图 2 训练阶段的流程图

用本文方法进行候选区特征训练的目的在于找到候选区的分类数据。在检测阶段加载分类数据, 对候选区进行分类, 筛选出更可能包含

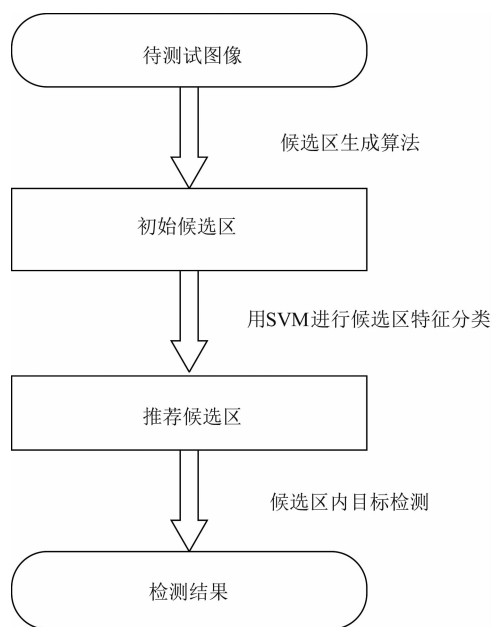


图 3 目标检测阶段的流程图

目标的候选区，从而提高检测的正确率。

如图 4 所示，候选区生成算法(本文以选

择性搜索算法为例)生成大量初始候选区(红色方框)。但是，绝大多数初始候选区与目标区(绿色方框)的重叠率都低于 30%，很难用于目标检测。即使初始候选区与目标区的重叠率大于 70%，也会因为候选区内目标的特征信息不够而不能成功检测出目标。

为提高目标检测的正确率，本文在训练阶段先用选择性搜索算法生成初始候选区。找到所有初始候选区中与真实目标区重叠率大于 70% 的候选区，将它作为正样本候选区，重叠率小于 30% 的作为负样本候选区。然后，计算正、负样本候选区内图像的方向梯度直方图(Histogram of Oriented Gradient, HOG)。将候选区的位置、大小、HOG 特征和选择性搜索参数作为候选区的特征。接着，通过 SVM 分类器对候选区特征进行训练，得到候选区的特征训练数据。在检测阶段，利用训练得到的数

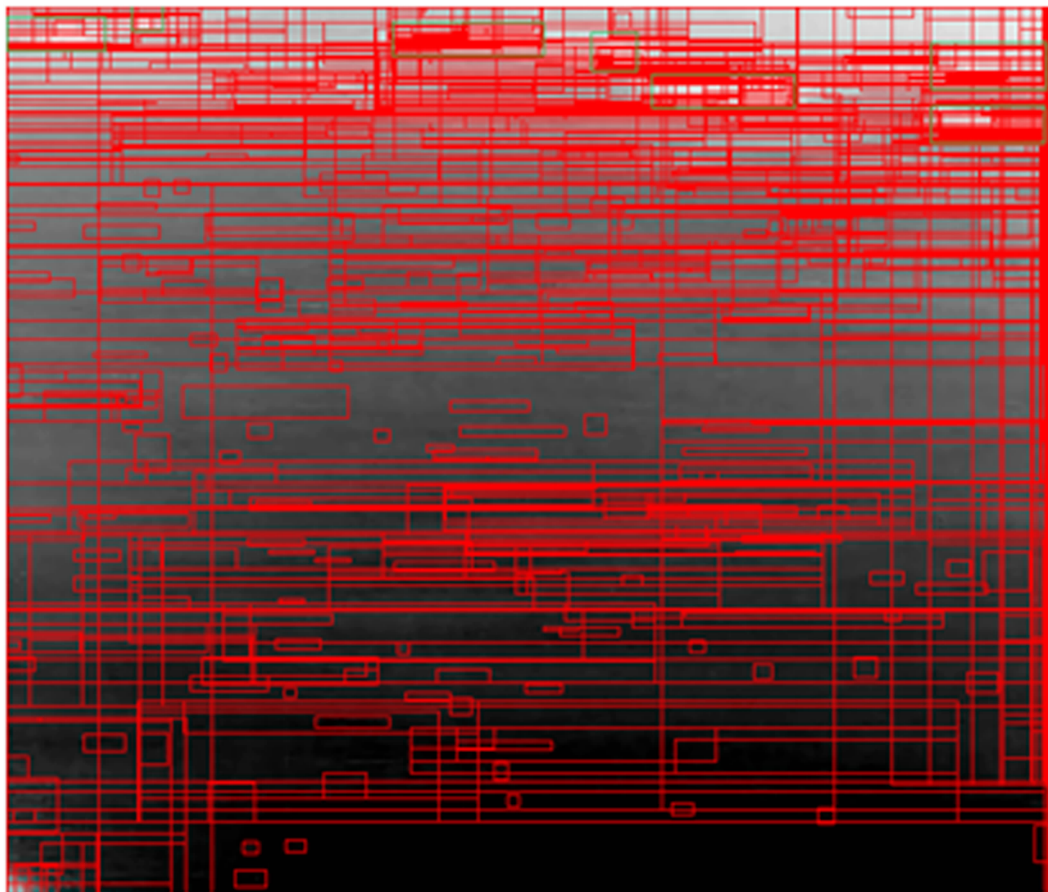


图 4 选择性搜索算法生成的初始候选区

据对选择性搜索给出的初始候选区进行筛选, 找到更可能包含目标的候选区。通过候选区筛选, 候选区内的目标更容易被检测出来, 从而提高目标检测的正确率。

2.1.1 选择性搜索的参数与取值

本文采用选择性搜索算法生成初始候选区。首先用图像分割方法生成初始分割区域。然后通过相似度计算将初始分割的小区域合并。选择性搜索算法的主要参数有: (1) 集群程度 $scale$, 默认值为 1; (2) 图像分割所用的高斯滤波器标准差 σ , 默认值为 0.8; (3) 图像分割停止阈值 k , 即最小区域内的像素点数, 默认为 20。

2.1.2 目标检测中的交并比

交并比 (Intersection over Union, IoU) 是一种在特定数据集中检测相应目标准确度的度量标准。在 HOG 结合 SVM 检测算法或带卷积神经网络特征的候选区筛选 (Regions with CNN Features, R-CNN) 检测算法中, 通常用 IoU 度量其检测性能。

IoU 用来测量真实目标区与候选区的重叠率。重叠率越高, 表示二者的相关度越高。

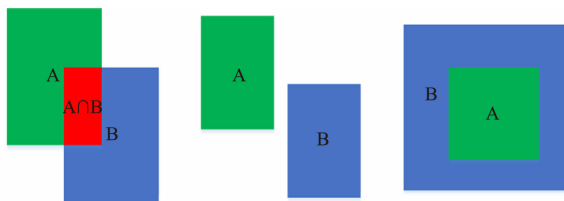


图 5 交并比的示意图

图 5 展示了 IoU 计算中可能出现的三种类型。A 表示真实目标区, B 表示目标检测算法给出的候选区。图 5 中, 由左至右分别为候选区和目标区部分重叠、候选区和目标区不相交、候选区包含目标区。IoU 为

$$IoU = \frac{S_{A \cap B}}{S_{A \cup B}} \quad (1)$$

若 A、B 无交集, 则 IoU 为 0。若 B 包含 A, 则 IoU 为 1。如果检测得出的候选区与目标区 IoU 大于 50%, 可认为此候选区的选择比较合理。

2.2 候选区的训练方法

候选区训练的目的是得到有用候选区和无用候选区的分类数据。检测时加载分类数据, 筛选出有用候选区。

候选区训练的具体方法是: 首先, 在选择性搜索 3 个参数 $scale$ 、 σ 和 k 的默认值 $\pm 50\%$ 范围内各自随机取值 N 次, 构成 N 组参数。再使用 N 组参数分别对同一张训练图像进行选择搜索, 生成目标候选区域。然后, 对训练集中每幅图像都进行此操作。假设每组参数对应生成 m_i 个候选区。将与真实目标区 I_oU 大于 70% 的候选区作为正样本候选区, 定标签为 1; 与目标区交并比小于 30% 的候选区作为负样本候选区, 定标签为 -1。用每个候选区的位置、大小、图像 HOG 特征以及对应的选择性搜索参数作为候选区的特征向量。所有候选区特征向量构成候选区的特征数据集。用 SVM 对候选区的特征数据集进行训练。通过训练, 得到候选区的分类数据。

表 1 算法 1 中的候选区训练

输入	候选区 $R_i(u, v, w, h)$
步骤 1	计算 R_i 和每一个目标区 GT_j 的 IoU_{ij} 。 IoU 大于 70% 的候选区作为正样本, 交并比小于 30% 的作为负样本
步骤 2	计算样本候选区的 HOG 特征。 R_i 、HOG 特征以及选择性搜索参数共同组成候选区的特征向量 v_i
步骤 3	所有候选区的特征向量组成候选区的特征数据集
步骤 4	用 SVM 训练候选区的特征数据集, 并计算损失函数 $l(y) = \max(0, 1 - ty)$
输出	候选区的分类数据

上述算法中, (u, v) 为候选区左上角坐标。 (w, h) 为结果框的长度和宽度。

损失函数用来度量 SVM 分类结果与真实结果的差距。其中, t 表示标签的类别, 取值为 ± 1 。 y 表示样本的实际位置, 且 $|y| \geq 1$ 。如果 y 被正确分类, 则 $t = 1$, $l(y) = 0$, 没有错分的风险。否则 $l(y) > 0$, 表示错误分类的风险大小。

2.3 候选区训练数据的检测应用

在检测阶段,加载候选区的训练数据,进行目标检测。用选择性搜索算法生成初始候选区。以每个初始候选区的位置、大小、HOG特征以及对应的选择性搜索参数作为该候选区的特征。然后,用分类器对候选区的特征进行分类,保留分类标签为1的候选区,即最接近真实目标的候选区。

3 实验结果与分析

3.1 实验结果

3.1.1 实验图像的采集与选取

实验中,用无人机挂载的长波红外摄像机拍摄一段15 min的红外视频。再将视频转存至图像处理计算机。在图像处理计算机上用视

频分割程序将视频分割为18000张红外图像。图像尺寸均为 530×639 像素。

选取其中的368张图像,组成训练数据集。训练数据集图像中包含从不同角度拍摄的1~7艘舰船,图像背景均为海洋。另选139张舰船在海洋背景中的图像作为测试图像。图6为训练图像数据集中的3幅示例图像。

利用MATLAB中目标的标注程序,手工标注图像中的舰船目标,得到舰船目标正样本图像和目标的位置,为构建样本数据集做准备。同时,在每张图片中框选标注出舰船目标的背景区域,作为负样本图像。通过数据整合程序将标注出的正样本和负样本位置依图片顺序存储于数据表格中,制作成数据集。图7为部分样本示例。



图6 训练数据集的图像示例

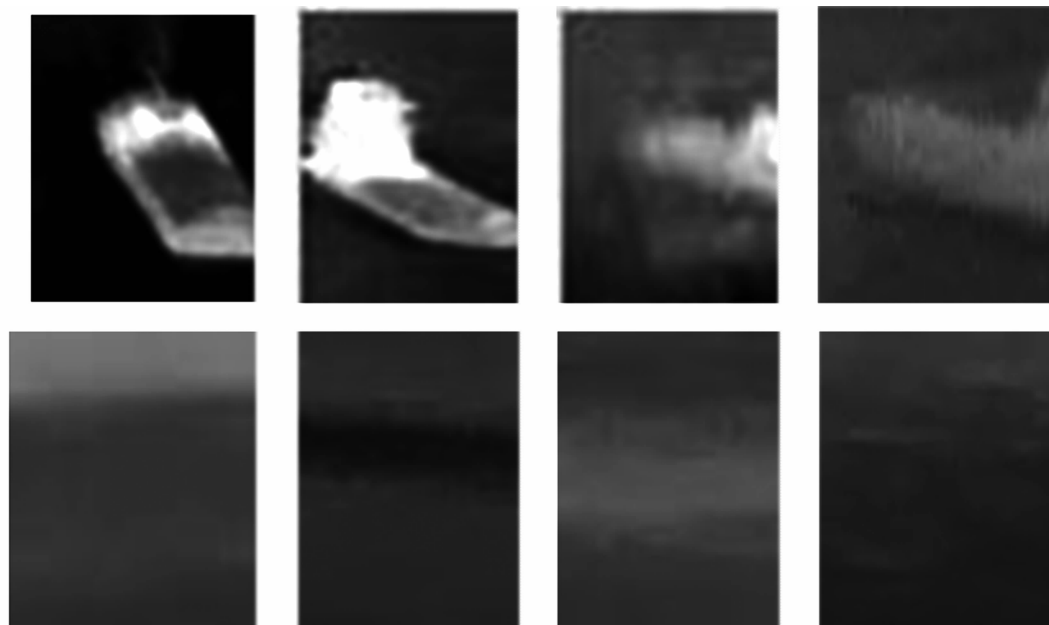


图7 数据集样本示例(第1行为舰船正样本,第2行为背景负样本)

3.1.2 实验方法的确定

实验所用的图像数据集中, 以舰船目标作为正样本, 包括多种俯拍角度下的舰船目标共计 449 个。舰船目标的尺寸范围为从 51×22 像素到 125×98 像素。数据集中的负样本共计 449 个, 主要选取舰船周围的海浪、尾流、海天线和天空等多种场景。

通过分析图像中目标的特点, 发现待检测目标的尺寸较大, 目标内部纹理特征明显。另外, 图像中的背景噪声较少。综上分析, 本文中的训练数据集图像和测试数据集图像可采用基于候选区训练的方法进行目标检测。

3.1.3 候选区提取训练实验

在 Intel (R) Core (TM) i7-6700K CPU 4.00 GHz 处理器以及 32 G 内存的 PC 机上使用 MATLAB R2014a 进行实验。

首先, 对选择性搜索的参数 $scale$ 、 σ 和 k 在各自默认值 $\pm 50\%$ 范围内随机取 4~5 组值。再从各组值中取 3 个参数的不同组合, 构成 50 组参数。用 50 组参数分别对第一张训练图像做选择性搜索。由 50 组实验得到 122851 个候选区。再用以上 50 组参数对第 2 张图像做选择性搜索, 得到 122219 个候选区。用此方法依次对训练集中的全部图像做选择性搜索, 共计得到 47343202 个候选区。提取其中 515021 个与真实目标区 IoU 大于 70% 的候选区作为正样本。在 IoU 小于 30% 的候选区域中随机抽取 515021 个候选区, 作为负样本。对正、负样本候选区内的图像提取 HOG 特征。将每个初始候选区的位置、大小、HOG 特征以及对应的选择性搜索参数作为该候选区的特征向量。用上一步抽取的正样本和负样本候选区的特征构建候选区的特征数据集。最后, 用线性 SVM 对候选区的特征数据集进行训练, 得到候选区的训练数据。

3.1.4 目标检测实验

用本文带候选区训练的方法对测试数据集中的 139 张图像进行目标检测。对比实验中, 不进行候选区训练, 用 HOG 结合 SVM

目标检测算法对测试数据集中的 139 张图像进行目标检测。部分检测结果如图 8 和图 9 所示。

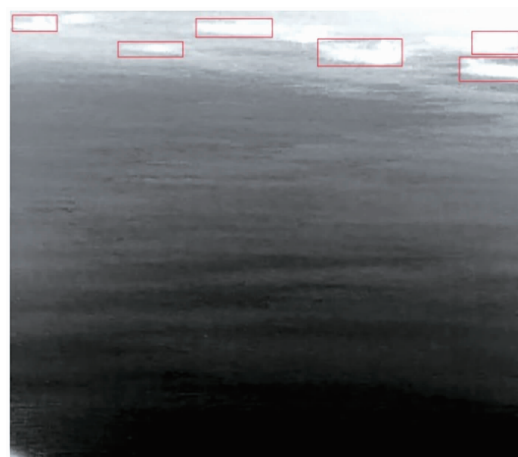


图 8 用无候选区训练方法对图像 1 检测的结果

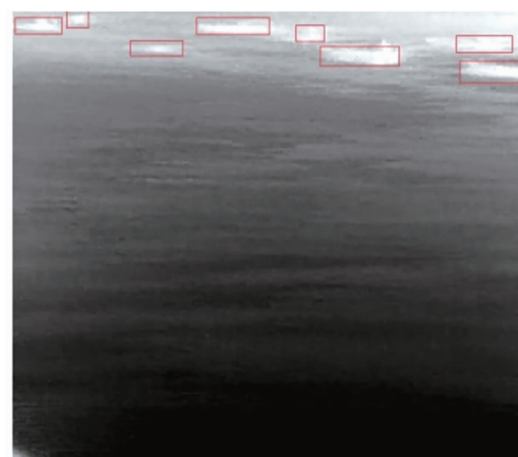


图 9 用带候选区训练方法对图像 1 检测的结果

图 8、图 9 中, 对于测试图像 1, 使用带候选区训练的方法比使用无候选区训练的方法的检测正确率高 12.5%。检测结果见表 2。

表 2 测试图像 1 检测的正确率

	实际 舰船数量	检测到的 舰船数量	检测 正确率
无候选区训练检测	8	6	75.0%
带候选区训练检测	8	7	87.5%

如图 10、图 11 所示, 对于测试图像 2, 使用带候选区训练的方法比无候选区训练的方法检测的正确率高 16.6%。检测结果见表 3。



图 10 采用无候选区训练方法对图像 2 检测的结果



图 11 用带候选区训练方法对图像 2 检测的结果

表 3 测试图像 2 检测的正确率

	实际舰船数量	检测到的舰船数量	检测正确率
无候选区训练检测	6	4	66.7%
带候选区训练检测	6	5	83.3%

通过对比 139 张图像中两种方法的检测结果发现,使用带候选区训练方法比使用无候选区训练的检测方法对舰船目标的平均检测正确率高 14.6%。

3.2 实验分析

(1)由实验结果可知,基于 SVM 的候选区训练方法可以提高候选区与真实目标区的重叠率,大幅减少目标候选区的数量,并在检测中提高舰船目标检测的正确率。

(2)从实验结果看,经过候选区训练再生成的候选区划分仍不够合理,会出现同一目标被多个候选区覆盖的现象。虽然候选区与目标区的重叠率升高,但检测效率不高。优化候选区训练目标函数也许可以改善这种现象。

(3)检实验结果还表明,对同一个目标,如果在测试图像中与在训练图像中相比时有较大的角度变化,那么基于候选区训练的检测方法对其测效果不好。导致此现象的原因可能是在检测阶段生成初始候选区时遗漏了此类目标,未将其框进候选区。可通过改进候选区生成算法的选区合并方式,或调整候选区生成算法参数来解决该问题。另外一个可能的原因是,此类目标的纹理特征提取不充分,可以通过增加特征信息来解决。

(4)实验中,灰度与背景差别较小的舰船目标的检测正确率低。产生该现象的原因可能是,在被测试图像中,舰船目标的 HOG 特征与背景的 HOG 特征比较接近,导致目标被误检测为背景。若是由此原因造成的检测正确率低,可采用提高图像对比度等预处理方式提高目标检测的正确率。

4 结论

通过 SVM 预先对目标检测的候选区进行训练,可提高候选区与目标区的 IoU,从而提高目标检测的正确率。应用此方法可以提高目标检测算法在海洋背景中舰船目标检测的正确率。

基于候选区训练的检测方法对灰度与背景差别较小的舰船目标的检测正确率不高。另外,如果同一个目标在测试图像中与在训练图像中相比,有较大的角度变化,那么基于候选区训练的检测方法对此目标检测的正确率不高。

下一步拟针对灰度与背景差别较小的舰船目标检测正确率低的问题,改进图像预处理算法,提高检测的正确率。另外,拟针对在测试图像和在训练图像中有较大角度变化的目标,采用特征融合的方法提高目标检测的正确率。

并针对有岛岸背景、目标重叠和亮带干扰等影响因素情况下的图像, 设计候选区训练改进方法, 提高复杂背景下的舰船检测能力。

参考文献

- [1] Uijlings J R R, Sande K E A, Gevers T, et al. Selective Search for Object Recognition [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2013, **104**(2): 154–171.
- [2] 田鹏辉, 隋立春, 肖锋. 用 Kalman 滤波改进的背景建模红外运动目标检测 [J]. *四川大学学报(自然科学版)*, 2014, **51**(2): 287–291.
- [3] 杨名, 阮雅端, 陈林凯, 等. 甚高速区域卷积神经网络的船舶视频目标识别算法 [C]. 2016 年全国通信软件学术会议程序册与交流文集, 2016.
- [4] 郭少军, 沈同圣, 徐健, 等. 基于 ObjectNess BING 的海面多舰船目标检测 [J]. *系统工程与电子技术*, 2016, **38**(1): 14–20.
- [5] 蒋李兵, 王壮, 胡卫东. 一种基于 ROI 的红外舰船目标检测方法 [J]. *红外技术*, 2006, **28**(9): 535–539.
- [6] 基于选择性视觉注意机制的遥感图像舰船目标检测与识别 [D]. 上海: 复旦大学, 2011.
- [7] 卓志敏, 缪德超, 杨莘元. 一种复杂海面背景下的红外舰船目标检测方法 [J]. *传感技术学报*, 2007, **20**(8): 1934–1936.
- [8] 张仲瑜, 焦淑红. 多特征融合的红外舰船目标检测方法 [J]. *红外与激光工程*, 2015, **44**(z1): 29–34.
- [9] 邢莎, 吉林, 雍杨, 等. 复杂场景下的自动红外舰船目标检测 [J]. *红外技术*, 2014, **36**(4): 320–325.
- [10] 刘峰, 沈同圣, 郭少军, 等. 基于特征级融合的多波段舰船目标识别方法 [J]. *光谱学与光谱分析*, 2017, **37**(6): 1934–1940.