

# 基于边缘线分析与聚合通道特征的港口舰船检测

黎经元<sup>1</sup>, 厉小润<sup>1\*</sup>, 赵辽英<sup>2</sup>

<sup>1</sup>浙江大学电气工程学院, 浙江 杭州 310027;

<sup>2</sup>杭州电子科技大学计算机应用技术研究所, 浙江 杭州 310018

**摘要** 针对可见光学遥感图像港口舰船检测过程中, 人造目标造成检测结果准确率低、虚警率高的问题, 提出了一种基于边缘线梯度特征定位和聚合通道特征的舰船检测方法。基于多尺度多结构元素形态学滤波实现海陆分割; 并结合遥感图像中港口的矩形形状特点, 定义边缘梯度正切角和港口凹凸度特征以对港口进行定位, 获取港口感兴趣区域集合。提取舰船目标的聚合通道特征, 并通过聚合通道特征构建的样本训练库和 AdaBoost 算法完成分类器的训练, 利用训练完成后的分类器完成舰船目标的最终判别确认。实验结果表明该算法相较于传统的 HOG 特征和 Haar 特征, 检测效果良好, 准确率和召回率得到较大的提升。

**关键词** 机器视觉; 光学遥感图像; 港口舰船检测; 边缘线梯度特征; 聚合通道特征; AdaBoost 算法

中图分类号 TP753

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201939.0815004

## Docked Ship Detection Based on Edge Line Analysis and Aggregation Channel Features

Li Jingyuan<sup>1</sup>, Li Xiaorun<sup>1\*</sup>, Zhao Liaoying<sup>2</sup>

<sup>1</sup>College of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou, Zhejiang 310027, China;

<sup>2</sup>Institute of Computer Application Technology, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou, Zhejiang 310018, China

**Abstract** Aiming at the problems of low accuracy and high false alarm rate caused by artificial targets in the process of optical remote sensing image docked ship detection. This paper proposes a new method based on edge line gradient features and aggregation channel features for docked ship detection. The multi-structural and multiscale element morphological filters are used to realize the division of sea and land. According to the rectangular shape characteristics of the port in remote sensing images, the edge gradient tangent angle and the port concave and convex features are defined to locate the port, obtaining collection of port region of interest. The aggregation channel features of ships will be extracted and used to train the classifier for the docked ships by AdaBoost algorithm. The trained classifier is used to confirm the real ships in the port. Compared with traditional HOG feature and Haar feature, the proposed algorithm has better detection effect, and its precision and recall rate are greatly improved.

**Key words** machine vision; optical remote sensing image; docked ship detection; edge line gradient features; aggregation channel features; AdaBoost algorithm

**OCIS codes** 150.1135; 100.3008; 100.2000; 010.0280

## 1 引 言

舰船作为海上运输的重要载体, 对其进行有效检测更有利于监测航运信息。目前舰船目标检测识别技术主要基于 3 种图像: 可见光学遥感图像、红外遥感图像<sup>[1-2]</sup>和合成孔径雷达(SAR)图像<sup>[3]</sup>。不同于能获得光学及其他目标特征信息的红外遥感图像

和 SAR 图像, 可见光学遥感图像只能获取目标 RGB 三通道特征。本文所提算法研究对象为可见光学遥感图像。

在舰船检测场景中, 不同于纯海洋背景, 近岸港口区域背景复杂多样, 不仅包含海面, 还包含港口码头等大量人造目标, 所以靠岸舰船目标检测一直是可见光遥感图像舰船检测中的难点, 在大尺度的遥

收稿日期: 2019-01-07; 修回日期: 2019-03-02; 录用日期: 2019-04-15

基金项目: 国家自然科学基金(61671408)、教育部联合基金(6141A02022350)

\* E-mail: lxr@zju.edu.cn

感图像中尤为明显<sup>[4]</sup>。对于港口舰船目标检测,一般先对遥感图像中的港口进行定位,并依据定位出的港口区域进行舰船目标检测。目前而言,可见光学遥感图像港口背景下的舰船目标检测研究主要以国内为主。港口区域定位的方法主要分为基于港口先验信息配准<sup>[5-10]</sup>和基于港口几何特征<sup>[11-14]</sup>。先验信息配准方法需要事先获取港口模板,并与待配准的港口图像进行特征匹配计算,对先验模板图像依赖性大;几何特征定位方法一般利用港口的线特征<sup>[11-12]</sup>、差分链码<sup>[13]</sup>、角点特征<sup>[14]</sup>等,这些特征计算量较大且对噪声较为敏感。对于港口区域舰船目标检测算法,文献<sup>[15-17]</sup>依据船首V型形状,在角点检测的基础上定义船首的局部特征进行舰船检测,但检测时是基于港口存在的区域图像,没有对港口区域进行定位提取。文献<sup>[5-6, 8-10]</sup>在图像配准定位港口区域的基础上,对舰船目标进行形状特性分析,依据分析进行检测,该算法较为依赖图像海陆分割效果。

本文基于大尺度的可见光学遥感图像,在海陆分割提取海岸线大致轮廓的基础上,提出一种基于港口边缘线特征点几何特性的港口区域定位方法,同时考虑到在舰船目标检测时较为依赖图像海陆分

割效果,本文从舰船目标整体的灰度纹理特征入手,基于聚合通道特征和AdaBoost算法构建舰船目标的分类器,对近岸港口背景下的舰船目标进行检测。

## 2 港口舰船检测算法描述

本文中的港口舰船目标检测方法可以分为海陆分割、港口区域定位、舰船目标检测这3个部分。

### 2.1 海陆分割

海陆分割的重点在于区分灰度值较低的海洋区域和灰度值较高的陆地和舰船目标区域。为去除陆地地貌突兀边缘的灰度干扰,结合其边缘轮廓通常是直线或直线相交角组合的特点,选择 $0^\circ$ 、 $45^\circ$ 、 $90^\circ$ 和 $135^\circ$  4种线形态学结构特征,利用多尺度多结构元素形态学滤波<sup>[18]</sup>对遥感图像进行滤波处理。然后利用最大类间差法<sup>[19]</sup>进行海陆分割。图1(a)为美国诺克福港口的典型港口遥感图像,图1(b)、(c)分别为图1(a)所示的遥感图像经滤波前后的海陆灰度分布图,灰度分布图显示滤波后陆地灰度分布较滤波前更为集中,且滤波后图像中海洋区域和陆地及舰船目标区域呈明显的双峰分布。图1(d)为二值分割图,与图1(a)目视效果基本一致。

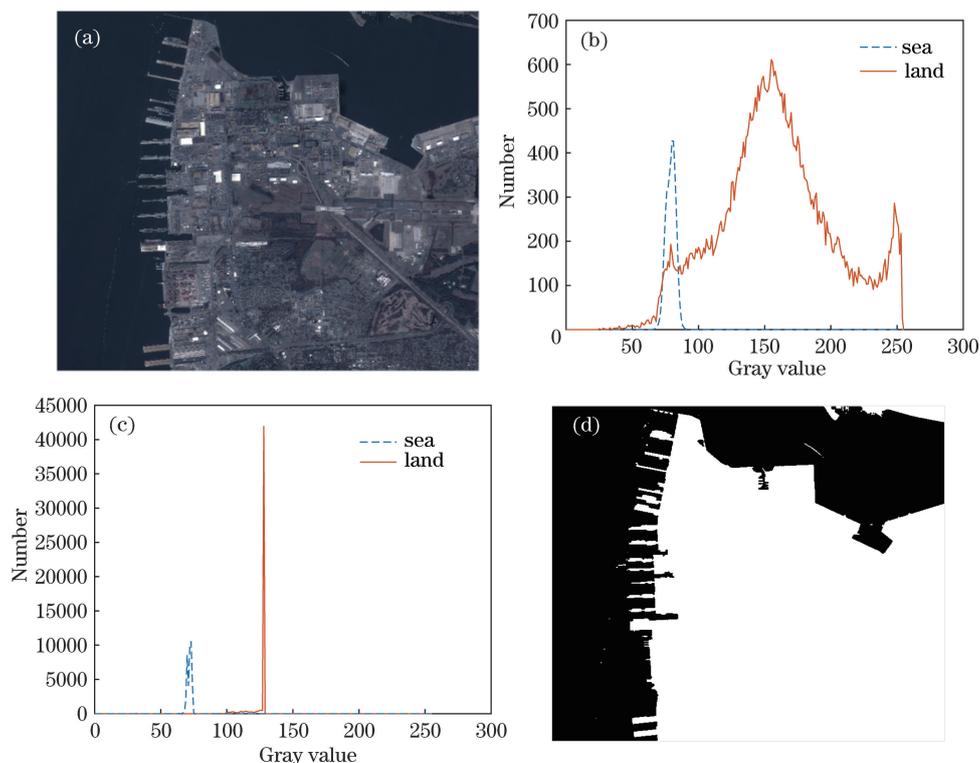


图1 海陆分割处理。(a)遥感图像;(b)滤波前海陆灰度分布;(c)滤波前海陆灰度分布;(d)海陆分割二值图

Fig. 1 Sea-land segmentation processing. (a)Remote sensing image; (b) gray distribution of sea and land before filtering; (c) gray distribution of sea and land after filtering; (d) binary image of sea-land segmentation

## 2.2 港口区域定位

港口区域的有效定位:一方面,可以依据边缘线快速定位出舰船停靠的港口区域,不需要遍历全图像;另一方面,依据港口区域进行舰船目标检测,可以有效避免海洋区域和陆地区域的其他干扰。近岸背景下,舰船目标一般停靠在港口区域。图 2(a)为图 1(a)中的港口子图,所示典型港口的形状为狭长的矩形。考虑港口矩形的特点,利用矩形卷积核对海陆二值图进行卷积提取边缘线以突出港口的形状。对于提取出的边缘线坐标数组,考虑边缘线存在细小的突起,定义一维卷积核进行平滑处理。

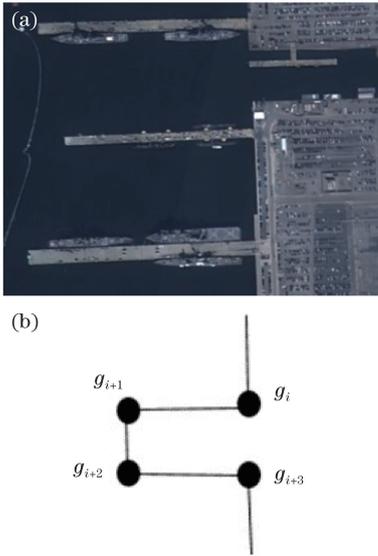


图 2 典型港口及其简化图。(a) 典型港口;  
(b) 港口形状简化图  
Fig. 2 Typical ports and simplified port shape.  
(a) Typical ports; (b) simplified port shape

从图 2(b)的港口形状简化图可以看出港口矩形拐点处相邻边缘点间斜率关系为垂直关系。结合边缘线点的一阶梯度及相交的正切角进行判定,以提取出可疑拐点,从而依据可疑拐点提取出可能含有舰船目标的近岸港口区域。

定义提取得到的边缘线点二维坐标数组  $A = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$  ( $n$  为边缘线点的数目),对应的各个边缘线点的一阶梯度特征  $d_A = \{d_1, d_2, \dots, d_n\}$ ,其中

$$d_i = \frac{y_i - y_{i-1}}{x_i - x_{i-1}} \quad (1)$$

相邻边缘线各点梯度正切角的差为

$$\theta_i = |\arctan d_i - \arctan d_{i-1}| \quad (2)$$

拐点处相邻边缘点间的梯度正切角的差理论上接近

$90^\circ$ ,故可依据(2)式初步选择出  $90^\circ$  拐点。在初步提取出边缘线拐点集合  $P = \{g_1, g_2, \dots, g_n\}$  的基础上,考虑到角度接近  $90^\circ$  的拐点不只是位于港口区域,定义港口凹凸度特征并对进一步筛选拐点。港口凹凸度特征可表示为

$$C = \frac{l(g_i, g_{i+3})}{d(g_i, g_{i+3})} \quad (3)$$

式中: $l(g_i, g_{i+3})$ 为拐点  $g_i$  与  $g_{i+3}$  之间的边缘线长度; $d(g_i, g_{i+3})$ 为拐点  $g_i$  与  $g_{i+3}$  之间的空间距离。在本文中,拐点之间的边缘线长度用边缘线上的像素点个数表示,拐点之间的空间距离用拐点坐标之间的欧氏距离表示。

对海陆分割得到的二值化图像[图 1(d)]进行卷积运算,得到边缘线点坐标数组,并依据(1)式和(2)式计算边缘线上各点的一阶梯度及其与相邻点之间的梯度正切角差值。由于矩形拐点处相邻边缘点间的梯度正切角差  $\theta$  理论上接近  $90^\circ$ ,依据  $90^\circ - \beta < \theta < 90^\circ$  从边缘线数组中筛选出符合  $\theta$  范围的点,其中  $5^\circ < \beta < 10^\circ$ 。

由图 3(a)可知,拐点除了分布在港口区域还分布在边缘和角点处。但由于港口区域的凹凸度特征比一般边缘的凹凸度特征大,故可以利用(3)式计算各个拐点的凹凸度特征,去除凹凸度特征小的拐点。图 3(b)为筛选得到的港口拐点分布图。将筛选出

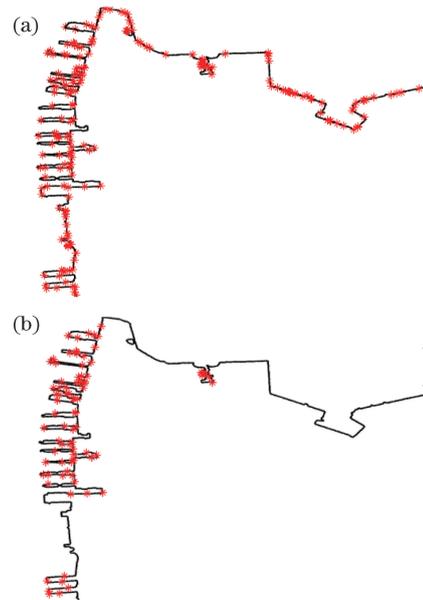


图 3 港口拐点分布图。(a)凹凸度特征筛选前;  
(b)凹凸度特征筛选后

Fig. 3 Port inflection point distributions. (a) Before convex-concave feature selection; (b) after convex-concave feature selection

的港口拐点作为中心点,框取矩形区域以获取港口感兴趣区域(ROI),图4为提取出的部分含有舰船目标的港口ROI。

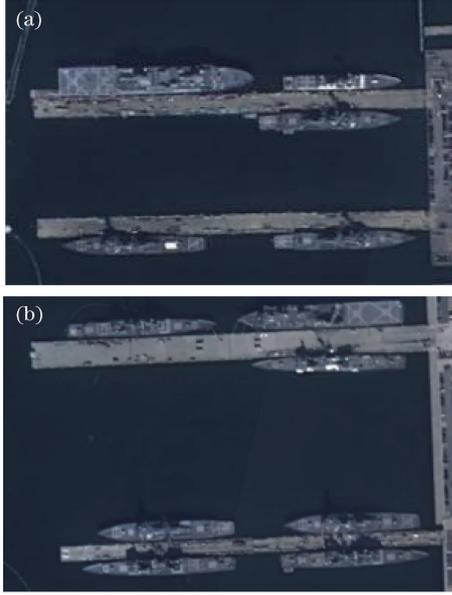


图4 港口ROI。(a)区域1;(b)区域2  
Fig. 4 Port ROI. (a) Region 1; (b) region 2

### 2.3 舰船目标检测

#### 2.3.1 特征提取

在港口中停靠的舰船目标与码头相邻排列,图像二值化会导致舰船区域与码头区域相连,且码头与舰船均为刚性对称目标,码头为矩形形状,舰船为长条形且船首有尖角。为了合理区分舰船目标和码头目标,利用聚合通道特征<sup>[20]</sup>来表征舰船目标更多的细节信息。聚合通道特征包括:

1) 图像的HSV(Hue, Saturation, Value)颜色空间通道特征。 $H$ 、 $S$ 、 $V$ 分别为色调、饱和度、明度,可分别表示为

$$H = \begin{cases} \frac{G - B}{m - n} \times 60, & R = m \\ \frac{120 + B - R}{m - n} \times 60, & G = m, \\ \frac{240 + R - G}{m - n} \times 60, & B = m \end{cases} \quad (4)$$

$$S = \frac{m - n}{m}, \quad (5)$$

$$V = m, \quad (6)$$

式中: $R$ 、 $G$ 、 $B$ 为图像RGB的颜色通道特征; $m = \max(R, G, B)$ ;  $n = \min(R, G, B)$ 。如果求取的 $H$ 为负,则 $H = H + 360$ 。

2) 梯度幅值特征。令 $f(x, y)$ 为图像 $(x, y)$ 对应坐标点的像素值, $G(x, y)$ 为图像的梯度幅值,则有

$$\begin{cases} G_x(x, y) = f(x + 1, y) - f(x - 1, y) \\ G_y(x, y) = f(x, y + 1) - f(x, y - 1) \\ G(x, y) = \sqrt{G_x(x, y)^2 + G_y(x, y)^2} \end{cases} \quad (7)$$

3) 梯度方向直方图特征。图像的梯度方向角 $\varphi$ 可表示为

$$\varphi = \arctan \frac{G_y(x, y)}{G_x(x, y)} \quad (8)$$

在提取梯度方向直方图特征前,先对舰船目标区域进行canny边缘检测,依照边缘图提供的边缘信息,通过统计边缘点的方向梯度来构建舰船目标的梯度方向直方图特征。

聚合通道特征能从不同的角度对图像信息进行描述。图5与图6分别为码头和舰船目标的聚合通道特征图,其中梯度方向特征依次为 $0^\circ$ 、 $30^\circ$ 、 $60^\circ$ 、 $90^\circ$ 、 $120^\circ$ 和 $150^\circ$ 6个方向的方向梯度特征,其中梯度 $90^\circ$ 方向为码头和船的主轴方向。

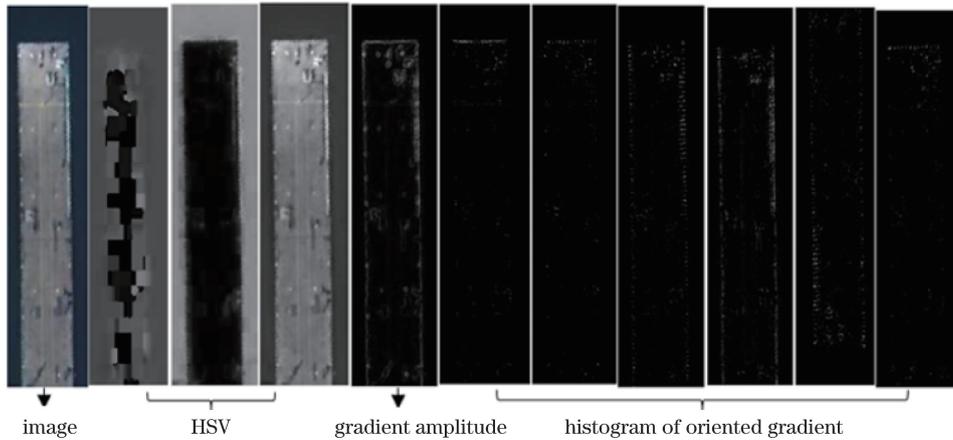


图5 码头聚合通道特征  
Fig. 5 Port aggregation channel feature

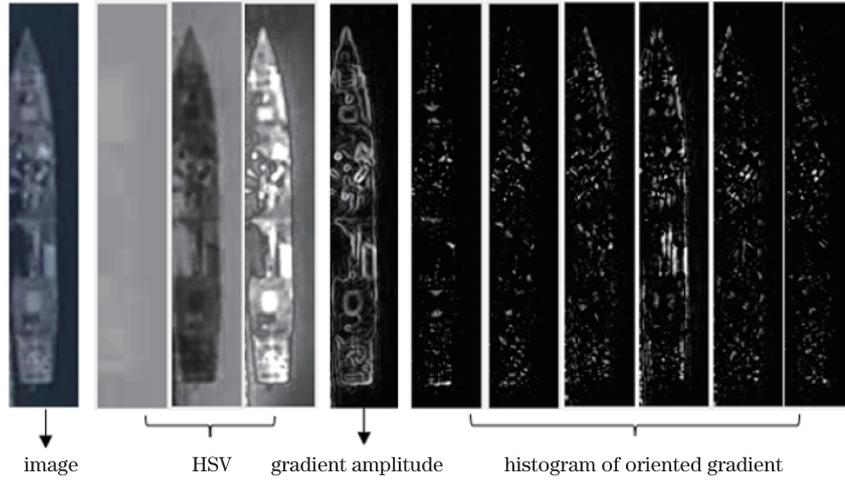


图 6 舰船目标聚合通道特征

Fig. 6 Ship target aggregation channel feature

### 2.3.2 舰船检测判别器

提取舰船目标的聚合通道特征后,利用 AdaBoost 算法<sup>[21]</sup>和 CART 决策树<sup>[21]</sup>构建分类器。

AdaBoost 算法构建分类器的流程如下:

给定提取聚合通道特征的训练数据  $\{(a_1, b_1), \dots, (a_N, b_N)\}$ , 其中  $b_i \in \{1, -1\}$  为训练类别标签,  $a_i$  为训练样本的聚合通道特征。

1) 初始化训练数据的权重分布。每一个训练样本在开始时被赋予相同的权重  $w_i = 1/N$ ,  $N$  为训练样本总数, 样本初始权重分布为

$$D_1(i) = (w_1, \dots, w_N) = \left(\frac{1}{N}, \dots, \frac{1}{N}\right). \quad (9)$$

2) 迭代。  $t = 1, 2, \dots, T$ ,  $T$  既为迭代次数也为分类器个数。

a) 利用当前权重分布的训练样本训练一个 CART (Classification and Regression Tree) 决策树<sup>[21]</sup>分类器, 选取该分类器  $h$  作为第  $t$  个基本分类器  $H_t$ , 该分类器在当前权重分布的训练样本  $D_t$  的误差率为

$$e_t = P(H_t(a_i) \neq b_i) = \sum_{i=1}^N w_{ii} I[H_t(a_i) \neq b_i], \quad (10)$$

式中:  $I[H_t(a_i) \neq b_i]$  为统计样本分类错误的个数,  $I[H_t(a_i) \neq b_i] = 1$ 。

b) 计算该分类器在全部分类器中所占的权重:

$$\alpha_t = \frac{1}{2} \ln \frac{1 - e_t}{e_t}. \quad (11)$$

c) 更新训练样本的权重分布, 即

$$D_{t+1} = \frac{D_t(i) \exp[-\alpha_t b_i H_t(a_i)]}{Z_t}, \quad (12)$$

式中:  $Z_t$  为归一化常数,  $Z_t = 2 \sqrt{e_t(1 - e_t)}$ 。

3) 按  $T$  个分类器的权重组合成最终的级联分类器。级联分类器函数可表示为

$$H(x) = \sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x), \quad (13)$$

式中:  $h_t(x)$  为第  $t$  个基学习器函数。

### 2.4 总体算法描述

输入: 待检测可见光学遥感图像。

输出: 港口区域舰船检测结果。

Step 1: 利用多尺度多结构算子对图像进行形态学滤波, 并利用最大类间差法完成海陆分割。进行海陆分割图像的边缘线提取, 记录边缘线各点的横、纵坐标。

Step 2: 利用(1)、(2)式提取出边缘线中  $90^\circ$  角点, 得到边缘线角点数组。

Step 3: 利用所求边缘线角点数组, 基于(3)式计算全部角点的凹凸度特征, 去除凹凸度特征较小的角点, 得到港口拐点数组。

Step 4: 构建训练样本, 基于(4)~(8)式提取正负样本的聚合通道特征, 在基学习器为 CART 分类器的前提下, 基于(9)~(13)式完成舰船目标分类器的训练。

Step 5: 依据港口拐点数组得到港口区域, 在港口区域图像中利用舰船目标分类器进行舰船检测。

Step 6: 基于可视化检测结果得到港口区域舰船检测结果。

## 3 实验结果及分析

### 3.1 实验数据

以美国诺克福港口和费城海军造船厂的典型港

口遥感图像作为待检测图像,图像为长光一号卫星拍摄的 RGB 可见光遥感图像,像素分辨率为 0.72 m,尺寸大小分别为 9000 pixel×7700 pixel 和 1700 pixel×1200 pixel。在同等分辨率下,依据 Google Earth 遥感图像数据库构建 238 个正样本和



976 个负样本用于分类器的训练。如图 7 所示,正样本为典型的舰船目标 RGB 图像,尺寸为 60 pixel×200 pixel~140 pixel×440 pixel,负样本为码头、海岛、陆地区域建筑物等非舰船目标 RGB 图像,尺寸为 60 pixel×200 pixel~140 pixel×440 pixel。

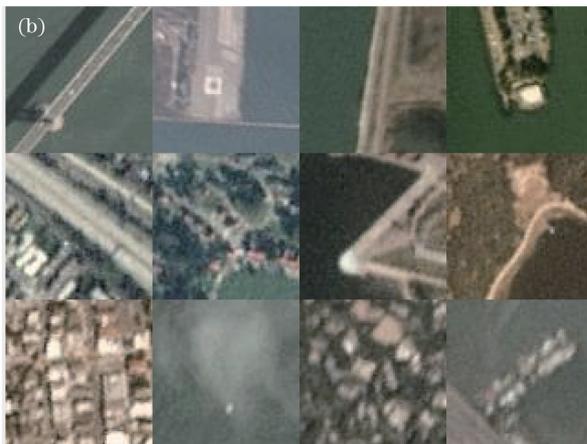


图 7 部分训练样本。(a)正样本;(b)负样本

Fig. 7 Partial training samples. (a) Positive samples; (b) negative samples

### 3.2 评价指标

为了衡量算法的精度,利用检测召回率  $\alpha_{\text{recall}}$  和检测精确率  $\alpha_{\text{precision}}$  来衡量算法有效性,表达式为

$$\alpha_{\text{recall}} = \frac{N_{\text{ds}}}{N_{\text{ts}}}, \quad (14)$$

$$\alpha_{\text{precision}} = \frac{N_{\text{ds}}}{N_{\text{ds}} + N_{\text{df}}}, \quad (15)$$

式中: $N_{\text{ts}}$ 为实际的舰船目标数目; $N_{\text{ds}}$ 为准确检测到的舰船数目; $N_{\text{df}}$ 为检测到的错误目标数目。实验时,当实际目标与检测窗口的交并比大于 0.9 时,可视为检测成功。

### 3.3 分类器训练

将 CART 分类器<sup>[21]</sup>作为基学习器,利用 AdaBoost 算法构建级联分类器,用于舰船目标检测。算法中各个学习器的权重自适应确定,对算法性能影响较大的参数为迭代次数  $T$ 。图 8 为算法在训练集和验证图像上的检测准确率随  $T$  的变化曲线图( $3 \leq T \leq 20$ )。可以看到,随着  $T$  的增大,训练集的检测准确率逐渐增大,验证图像上的检测准确率先增大后减小。可知算法先存在欠拟合后逐渐出现过拟合。适当的  $T$  参数使得算法在训练集和验证图像上都能得到较好的性能。本文在进行训练时,分类器最佳性能对应  $T=16$ 。

### 3.4 特征对比

在分类器为 CART 分类器和算法为 AdaBoost 的情况下,将选取的聚合通道特征和舰船检测常用

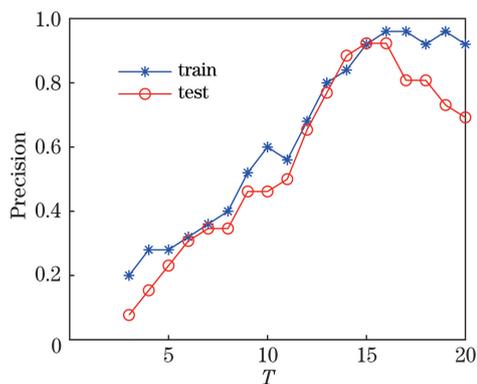


图 8 算法准确率曲线

Fig. 8 Algorithm precision curve

的 Haar 特征<sup>[22]</sup>及 HOG 特征<sup>[23]</sup>进行对比。分别利用 AdaBoost 算法训练这 3 种特征分类器。实验在训练 3 种特征的舰船分类器时,通过调整算法参数  $T$  使 3 种特征的分类器达到最好的效果。基于美国诺克福港口和费城海军造船厂的典型港口遥感图像作为待检测图像进行检测。由图 9 和图 10 可知,基于 Haar 特征的分类器并不能区分舰船、港口以及地面的人造目标,还误识别大量的地面人造目标;基于 HOG 特征的分类器对地面人造目标的误检减少了许多,但仍不能合理区分舰船和港口;基于聚合通道特征的分类器相比于前面两种分类器能较好地区分舰船和港口目标,且有较好的检测效果。

经过实验统计得到的结果如表 1 所示。在所有的 34 个舰船目标中,Haar 特征分类器检测出 10 个

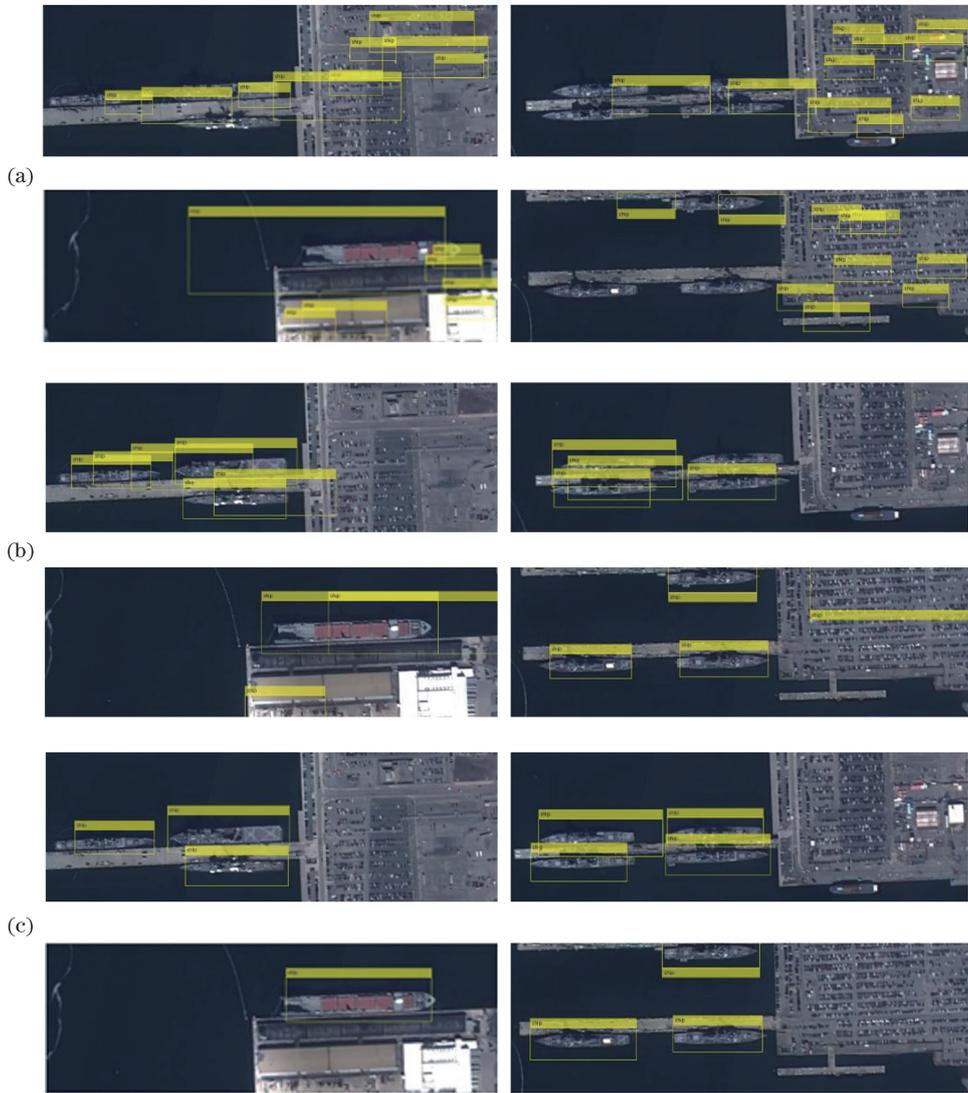


图 9 3 种特征部分的检测效果图(美国诺克福港口)。(a) Haar 特征检测效果;(b) HOG 特征检测效果;  
(c)聚合通道特征检测效果

Fig. 9 Partial detection results by three kinds of features (US port of Norfolk). (a) Detection results of Haar;  
(b) detection results of HOG; (c) detection results of aggregation channel features

真实目标,共得到 67 个检测结果;HOG 特征分类器检测出 23 个真实目标,共得到 47 个检测结果;聚合通道特征分类器检测出 32 个真实目标,共得到 35 个检测结果。可知 Haar 特征和 HOG 特征并不适用于近岸港口背景下的舰船检测,而本文所提取的聚合通道特征更适合于遥感图像近岸港口背景下的舰船目标检测。

表 1 3 种特征的检测效果

Table 1 Detection results of three kinds of features

Feature	$\alpha_{\text{precision}}$	$\alpha_{\text{recall}}$
Haar <sup>[22]</sup>	0.15	0.29
HOG <sup>[23]</sup>	0.49	0.68
Aggregation channel feature	0.91	0.94

## 4 结 论

提出了一种可见光学遥感图像近岸港口舰船检测的方法,该方法是通过结合边缘线梯度特征定位并基于聚合通道特征及 AdaBoost 算法的训练分类器实现的。所提方法的优点在于:1)在定位港口区域时不需要港口模板先验信息库和繁杂的特征配准计算;2)在检测港口中的舰船目标时,不需要依赖精准的海陆分割,而是充分利用原图中舰船目标的灰度纹理特征构造其聚合通道特征。实验表明,相较于传统的 HOG 特征和 Haar 特征,聚合通道特征能更好地判别港口区域下的舰船目标。下一步考虑同物异谱现象的存在,着重研究

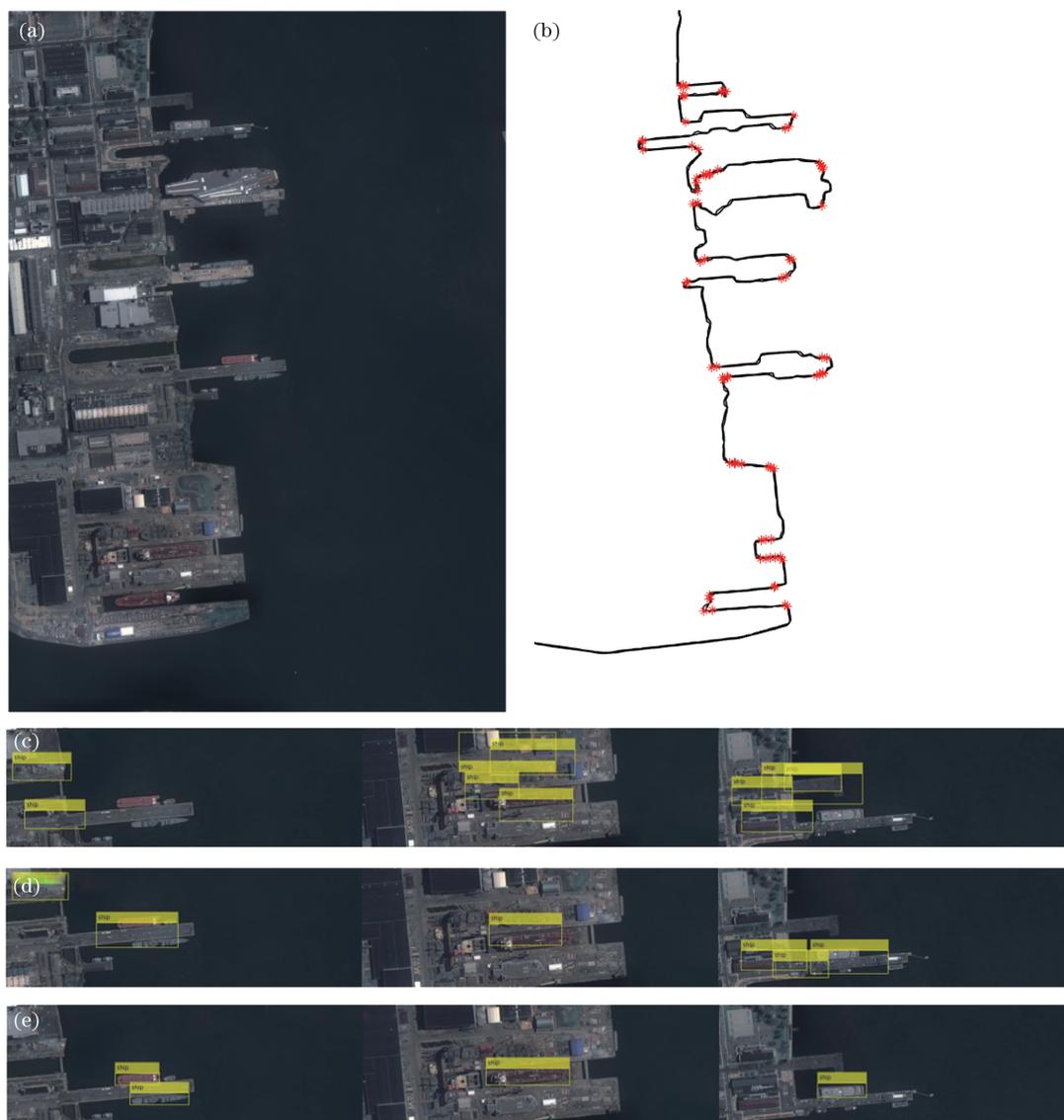


图 10 检测效果图(费城海军造船厂港口)。(a)原图像;(b)港口拐点分布图;(c) Haar 特征检测效果;  
(d) HOG 特征检测效果;(e)聚合通道特征检测效果

Fig. 10 Detection results by three kinds of features (Philadelphia navy yard harbor). (a) Original image; (b) port inflection point distribution; (c) detection results of Haar; (d) detection results of HOG; (e) detection results of aggregation channel features

同物异谱现象对聚合通道特征的影响,进一步改进特征表达,增强算法的稳健性。

### 参 考 文 献

- [1] Wang W X, Fu Y T, Dong F, *et al.* Infrared ship target detection method based on deep convolution neural network[J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(7): 0712006.  
王文秀, 傅雨田, 董峰, 等. 基于深度卷积神经网络的红外船只目标检测方法[J]. 光学学报, 2018, 38(7): 0712006.
- [2] Bao S Z, Zhong X, Zhu R F, *et al.* Automatic detection method of ships based on shortwave infrared remote sensing images[J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(5): 0528001.  
鲍松泽, 钟兴, 朱瑞飞, 等. 基于短波红外遥感影像的船只自动检测方法[J]. 光学学报, 2018, 38(5): 0528001.
- [3] Xiong W, Xu Y L, Cui Y Q, *et al.* Geometric feature extraction of ship in high-resolution synthetic aperture radar images[J]. Acta Photonica Sinica, 2018, 47(1): 0110001.  
熊伟, 徐永力, 崔亚奇, 等. 高分辨率合成孔径雷达图像舰船目标几何特征提取方法[J]. 光子学报, 2018, 47(1): 0110001.
- [4] Wang Y Q, Ma L, Tian Y. State-of-the-art of ship

- detection and recognition in optical remotely sensed imagery[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2011, 37(9): 1029-1039.
- 王彦情, 马雷, 田原. 光学遥感图像舰船目标检测与识别综述[J]. *自动化学报*, 2011, 37(9): 1029-1039.
- [5] Yang M, Shen C, Gao Z S. High-precision segmentation extraction of harbor in remote sensing images based on F-B template[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2017, 25(10): 205-214.
- 杨森, 沈沉, 高志升. 基于 F-B 模板的遥感图像港口高精度分割提取[J]. *光学精密工程*, 2017, 25(10): 205-214.
- [6] Yang G, Wei P Z, Deng X. A method of ship detection in port based on SIFT feature[J]. *Electronic Technology & Software Engineering*, 2017(5): 91-93.
- 杨光, 蔚鹏志, 邓翔. 基于 SIFT 特征的港口内舰船检测方法[J]. *电子技术与软件工程*, 2017(5): 91-93.
- [7] Wang J, Hu Y G, Han C Z. An automatic registration method for remote sensing image based on structure coherence depth[C]//2011 International Conference on Aerospace Engineering and Information Technology, May 5, 2011, Beijing, China. [S.l.: s.n.], 2011: 275-282.
- 王军, 胡永刚, 韩崇昭. 基于结构一致性深度的港口遥感图像自动配准技术[C]//2011 International Conference on Aerospace Engineering and Information Technology, 2011-05-05, 北京, 中国. [S.l.: s.n.], 2011: 275-282.
- [8] Gao B, Chen Z, Liu S S. Study of extracting docked ships based on SIFT matching algorithm and visual saliency[J]. *Computer and Digital Engineering*, 2018, 46(4): 818-821, 850.
- 高波, 陈忠, 刘思思. 基于位置先验信息配准和视觉显著性的港口舰船目标检测研究[J]. *计算机与数字工程*, 2018, 46(4): 818-821, 850.
- [9] Cong Y, Zhou W, Yu S C, *et al.* Method for extraction of ship target from remote sensing images[J]. *Computer Simulation*, 2014, 31(1): 22-25, 40.
- 丛瑜, 周伟, 于仕财, 等. 一种对港口影像进行舰船目标提取方法[J]. *计算机仿真*, 2014, 31(1): 22-25, 40.
- [10] Wang Y H, Qin X J, Wei H P, *et al.* Inshore ship detection method based on harbor matching and sea-area segmentation[J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology (Nature Science Edition)*, 2017, 45(10): 95-99.
- 王岳环, 秦小娟, 韦海萍, 等. 基于港口匹配和海域分割的靠岸舰船检测方法[J]. *华中科技大学学报(自然科学版)*, 2017, 45(10): 95-99.
- [11] Fan L H, Lü J W, Yu Z T. Port recognition in remote sensing images based on invariant linear-moment and closure[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2013, 40(4): 92-100.
- 樊利恒, 吕俊伟, 于振涛. 基于线不变矩和封闭性的遥感图像港口识别[J]. *光电工程*, 2013, 40(4): 92-100.
- [12] Zhao B. A research on target recognition algorithms for remote sensing image[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2004: 45-50.
- 赵波. 遥感图像目标识别算法研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2004: 45-50.
- [13] Zhou Y J, Zhu Z D, Ding Q X. Port target recognition of remote sensing image[J]. *Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics*, 2008, 40(3): 350-353.
- 周拥军, 朱兆达, 丁全心. 遥感图像中港口目标识别技术[J]. *南京航空航天大学学报*, 2008, 40(3): 350-353.
- [14] Li Y, Peng J X. Feature extraction of the harbor target and its recognition[J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology*, 2001, 29(6): 10-12.
- 李艳, 彭嘉雄. 港口目标特征提取与识别[J]. *华中科技大学学报*, 2001, 29(6): 10-12.
- [15] Hu J H, Xu S S, Chen H L, *et al.* Detection of ships in harbor in remote sensing image based on local self-similarity[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2009, 14(4): 591-597.
- 胡俊华, 徐守时, 陈海林, 等. 基于局部自相似性的遥感图像港口舰船检测[J]. *中国图象图形学报*, 2009, 14(4): 591-597.
- [16] Jin B, Cong Y, Zhou W, *et al.* A new method for detection of ship docked in harbor in high resolution remote sensing image[C]//2014 IEEE International Conference on Progress in Informatics and Computing, May 16-18, 2014, Shanghai, China. New York: IEEE, 2014: 341-344.
- [17] Wu F, Wang B, Zhou Z Q, *et al.* Detection of ships in harbor based on ship head feature extraction and contour localization[J]. *Transactions of Beijing Institute of Technology*, 2018, 38(4): 387-392.
- 吴飞, 汪渤, 周志强, 等. 基于船头特征提取和轮廓定位的港口舰船检测[J]. *北京理工大学学报*, 2018, 38(4): 387-392.
- [18] Li X B, Sun W F, Li L. Ocean moving ship detection method for remote sensing satellite in geostationary orbit[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2015, 37(8): 1862-1867.
- 李晓博, 孙文方, 李立. 静止轨道遥感卫星海面运动舰船快速检测方法[J]. *电子与信息学报*, 2015,

- 37(8): 1862-1867.
- [19] Qi L N, Zhang B, Wang Z K. Application of the OTSU method in image processing[J]. Radio Engineering of China, 2006, 36(7): 25-26, 44.  
齐丽娜, 张博, 王战凯. 最大类间方差法在图像处理中的应用[J]. 无线电工程, 2006, 36(7): 25-26, 44.
- [20] Yang B, Yan J J, Lei Z, *et al.* Aggregate channel features for multi-view face detection[C]//IEEE International Joint Conference on Biometrics, September 29-October 2, 2014, Clearwater, FL, USA. New York: IEEE, 2014: 14838106.
- [21] Zhou Z H. Machine learning[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2016: 73-95, 171-196.  
周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016: 73-95, 171-196.
- [22] Mutalikdesai A, Baskaran G, Jadhav B, *et al.* Machine learning approach for ship detection using remotely sensed images[C]//2017 2nd International Conference for Convergence in Technology (I2CT), April 7-9, 2017, Mumbai. New York: IEEE, 2017: 1064-1068.
- [23] Sun H, Sun X, Wang H Q. A ship detection method with high-resolution remote sensing images[J]. Science of Surveying and Mapping, 2013, 38(5): 112-115, 140.  
孙皓, 孙显, 王宏琦. 一种高分辨率遥感图像舰船检测方法研究[J]. 测绘科学, 2013, 38(5): 112-115, 140.