

## 基于SVM 分类的红外舰船目标识别

张迪飞,张金锁,姚克明,成明伟,吴永国

(天津航技术物理研究所,天津 300192)

**摘要:** 针对海天背景下红外舰船目标识别提出了一种基于机器学习的分类算法。该算法首先利用分割算法提取红外图像中的连通区域,并对原图相应的位置进行标记和归一化处理,然后利用 HOG 特征提取标记区域的高维特征向量,用线下样本库训练得到的 SVM 分类器对所提取的 HOG 特征进行高维特征空间的分类,识别目标和干扰。仿真实验表明,该算法具有良好的性能,在复杂海天干扰背景下能够有效地识别红外舰船目标。

**关键词:** SVM 分类器; 红外图像; HOG 特征; 舰船目标识别

**中图分类号:** TN976 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA201645.0104004

## Infrared ship-target recognition based on SVM classification

Zhang Difei, Zhang Jinsuo, Yao Keming, Cheng Minwei, Wu Yongguo

(Tianjin Jinhang Institute of Technical Physics, Tianjin 300192, China)

**Abstract:** Aiming at the ship-target recognition of sea-sky background, an classification algorithm based on machine learning was proposed. In the method, the segmentation algorithm was firstly adopted to extract connected region in infrared image. Then, the corresponding position of the original image was marked and normalized. Afterwards, the high-dimensional feature vector of branded region by using the HOG algorithm was extracted. Finally, the high-dimensional feature vector that came form suspected target area was classified by the SVM classifier which was trained by sample library. Simulation experimental result indicates that the algorithm not only can effectively recognise the infrared ship-targets in complex sea-sky background of interference, but also have good performance.

**Key words:** SVM classifier; infrared image; HOG feature; ship-target recognition

收稿日期:2015-05-05; 修订日期:2015-06-13

作者简介:张迪飞(1989-),男,硕士生,主要从事实时图像处理与分析方面的研究。Email:zdf\_ftd@163.com

导师简介:张金锁(1964-),男,研究员,主要从事红外成像制导技术总体设计方面的研究。Email:zh\_jinsuo@sina.com

## 0 引言

目前对于海面舰船目标的识别主要还是依靠基于知识的人为决策级目标识别算法,该算法特点是对标记区域的面积、周长、复杂度、宽高比等区域特征信息进行人为参数的判断,决策出舰船目标。但是在复杂干扰环境下该算法突出表现为适应的场景单一,抗干扰能力较差。归纳起来主要有以下三点。

- (1) 判决函数数学模型相对简单,无法区分潜在目标区域相似度较高的情况;
- (2) 决策参数随机性大,依赖于经验,具有极强的人为主观性,精确度较低,普适性较差。
- (3) 判断层数过多,一旦出现漏检率和虚警率较高的问题,不能确定具体哪一环节的判断参数出现误差。

从严格意义上来说,基于知识的人为决策级识别算法是一种半自动目标识别算法,为了实现在复杂战场环境下的自动目标识别(ATR),文中研究更为智能化的机器学习<sup>[1]</sup>(Machine Learning)方法来实现对目标的自动识别,机器学习通过建立人类学习过程的计算模型或认识模型,发展各种学习理论和学习方法,研究通用的学习算法并进行理论上的分析,建立面向任务的具有特定应用的学习系统。

在解决非线性及高维模式识别问题中,由 Vapnik 等<sup>[2]</sup>根据统计学理论提出的一种新的支持向量机(Support Vector Machine, SVM)分类(Classification)演算法表现出许多的优势,目前已经应用于车辆目标识别<sup>[3-4]</sup>、人脸识别<sup>[5]</sup>、遥感图像分类<sup>[6]</sup>等实际问题中,性能优于已有的学习方法,表现出良好的学习能力。

## 1 识别算法总体设计

文中研究的分类识别算法采用尺度自适应局部阈值分割<sup>[7]</sup>提取图像中的连通区域,并在原图相应的位置区域进行标记并归一化,用 HOG<sup>[8-9]</sup>特征对标记的潜在目标区域进行高维特征描述,然后利用训练得到的 SVM 分类器进行二类划分,标记测试结果为+1 的区域,完成舰船目标自动识别。总体算法流程图如图 1 所示。该算法的核心就是 SVM 分类器的设计。

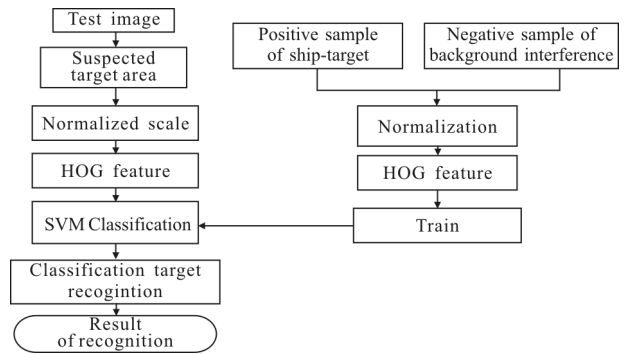


图 1 基于 SVM 分类的自动目标识别算法流程图  
Fig.1 Flow diagram of automatic target recognition algorithm based on the SVM classification

其中, HOG 算法将图像分成  $3 \times 7$  大小的块(block), 每个块又分成  $2 \times 2$  大小的胞元(cell)。分块效果如图 2 所示。统计每个 cell 中(均分成 9 份)共 9 个方向的梯度值并按梯度方向投票, 累加所有 cell 统计结果可以得到图像窗口的 HOG 特征向量。

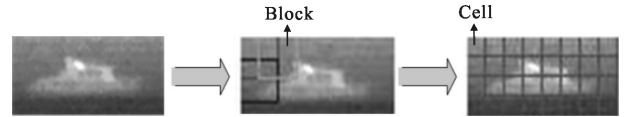


图 2 目标区域分块示意图  
Fig.2 Schematic diagram of target region block

## 2 SVM 算法的定义

SVM 被用来解决以下的问题: 找出一个超平面(hyperplane), 使之将两个不同的集合分开, 如图 3 中

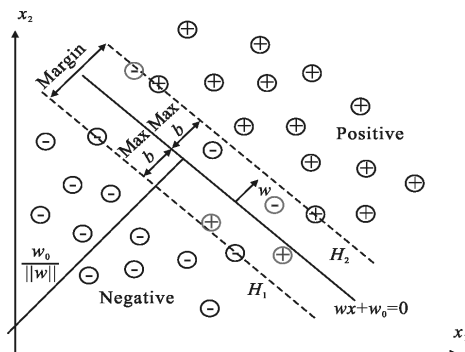


图 3 二维线性划分的最优超平面  
Fig.3 Optimal hyperplane of 2D linear classification

的二维特征所示, 对于给定的训练数据集  $\{(x_i, y_i)\}$ ,  $i = 1, 2, \dots, n, x \in R^n, y_i \in \{+1, -1\}$ , 存在一条直线  $g(x) = w^T x + b$  使所有  $y_i = -1$  的点落在  $g(x) < 0$  的一边, 所有

$y_i=+1$  的点落在  $g(x)>0$  的一边。而距离两旁边界 (margin) 最大的就称为最优超平面。此时的标准支持向量分类器为:

$$y_i[w \cdot x_i + b] - 1 \geq 0 \quad i=1, 2, \dots, N \quad (1)$$

支撑超平面到最优超平面的距离为:  $d=1/\|w\|$ , 两个分类超平面之间的距离 margin 是二倍的  $d$ , 即:  $\text{margin}=2d=2/\|w\|$ 。于是求解最优超平面的问题就成为:

$$\min_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2$$

$$\text{s.t. } y_i[w \cdot x_i + b] - 1 \geq 0, i=1, 2, \dots, N$$

然而当样本数据较为复杂多变的情况下, 最优超平面很难将所有的样本做一个准确的划分, 为了应对 SVM 算法的错分问题, Cortis 和 Vapnik 等<sup>[10]</sup>引入了软边缘最优超平面的概念, 引入松弛因子  $\xi_i$ , 其目的是为了放松限制条件, 允许一定的错分情况, 使公式(1)中的分类器模型变为:

$$y_i[w \cdot x_i + b] - 1 + \xi_i \geq 0 \quad i=1, 2, \dots, N \quad (2)$$

此时求解最优超平面的二次规划问题就成为:

$$\min_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^N (\xi_i)$$

$$\text{s.t. } y_i[w \cdot x_i + b] - 1 + \xi_i \geq 0, i=1, 2, \dots, N$$

实际工程上出现的样本往往是非线性的, 需要将输入空间  $x$  通过某种非线性映射, 映射到一个高维特征空间  $\varphi(x)$ , 在这个空间中存在线性的分类规则, 可以构造线性的最优分类超平面。这种映射通常以设计核函数的方法来实现, 采用不同的核函数就能得到不同形式的非线性支持向量机。常用的核函数有以下四种类型:

- (1) 线性核函数:  $K(x, x') = (x \cdot x')$
- (2) 多项式核函数:  $K(x, x') = ((x \cdot x') + 1)^q$
- (3) RBF 核函数:  $K(x, x') = \exp\left(-\frac{\|x - x'\|^2}{2\sigma^2}\right)$
- (4) Sigmoid 函数:  $K(x, x') = \tanh(v(x \cdot x') + c)$

经过非线性映射后的空间内构造的分类器模型如下所示:

$$f(x) = \text{sgn}((w \cdot x) + b) = \text{sgn}\left\{\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i (\varphi(x_i) \cdot \varphi(x)) + b\right\} = \text{sgn}\left\{\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i K(x_i, x) + b\right\} \quad (3)$$

此时的目标函数的求解变为:

$$\begin{aligned} \max_{\alpha} \quad & L_D(\alpha) = \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i \cdot x_j) \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{i=1}^N y_i \alpha_i = 0 \quad C \geq \alpha_i \geq 0, i=1, 2, \dots, N \end{aligned} \quad (4)$$

综上所述, 支持向量机的基本思想可以概括为通过内积函数定义的非线性变化将输入空间变换到一个高维空间, 然后在这个新空间中求最优分类面。SVM 分类函数的形式上类似于一个神经网络, 其输出是若干中间层节点的线性组合, 而每个中间层节点对应于输入样本与一个支持向量的内积, 因此也被称为支持向量网络, SVM 映射结构如图 4 所示。

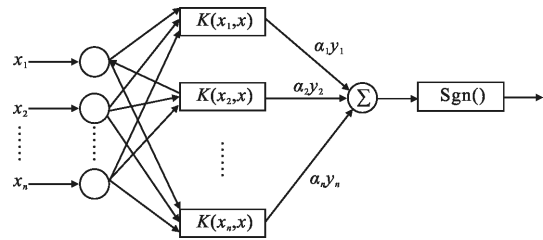


图 4 支持向量机的决策函数

Fig.4 Decision function of support vector machine

### 3 基于 SVM 算法的分类器设计

对于复杂干扰下的舰船目标样本库训练 SVM 分类器时, 训练所用样本库的完善程度以及选择不同的核函数和惩罚权重, 都会影响 SVM 分类器的性能。

合理地选择样本不仅可以提高分类器的学习速度, 同时也能使分类器具有良好的识别精度。文中在构建机器学习训练的样本集时遵循以下三条原则:

- (1) 避免不平衡样本集;
- (2) 舰船目标样本具有代表性;
- (3) 背景样本类型丰富。

文中构建的训练样本库包括正样本舰船目标 6 295 个, 负样本背景干扰 7 969 个, 样本数据库基本涵盖了各种可能出现的干扰。其中正样本包括大小舰船目标以及目标各个方向的姿态变化; 负样本包括海天背景、自然干扰及人为干扰等各种背景和干扰。样本库的部分示例如图 5 所示。

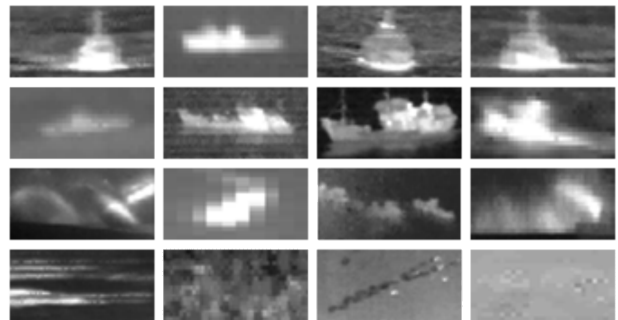


图 5 训练样本库部分实例图

Fig.5 Some instances figures of the training sample library

对于 SVM 中的核函数,通常使用的是线性核函数,因为线性核函数具有更小的模型选择复杂度;而多项式核函数、径向核函数需要分别调节参数  $q$  和参数  $\sigma$ ; 另外 Sigmoid 函数具有更多的参数  $v$  和  $c$ , 并且该函数在某些参数下会出现不合法的情况。文中测试了四种核函数对于舰船目标数据库的训练精度和计算复杂度以选择合适的核函数, 测试结果如表 1 所示。

表 1 核函数训练结果

Tab.1 Training result of kernel function

Nuclear of support vector	Iteration number	Number of support vector	Accuracy 14 264
Linear	4 287	636	98.990 5%
Polynomial	6 429	12 588	55.874 9%
RBF	1 313	2 088	98.086 1%
Sigmoid	1 594	2 657	97.609 4%

通过实验数据发现, 线性核函数的训练精度最高, 并且具有最少的迭代次数, 模型计算复杂度较低, 因此文中在设计 SVM 分类器时选择线性核内积作为核函数, 并且取得了很好的应用效果。

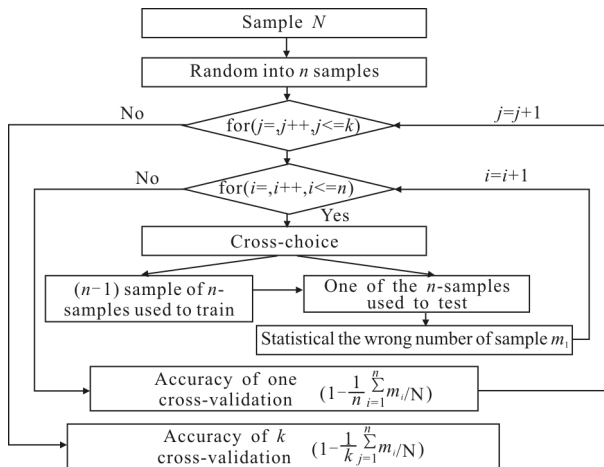


图 6 交叉验证示意图

Fig.6 Schematic diagram of cross-validation

选择了线性函数作为核函数以后, 还需要确定线性核函数中的惩罚的权重  $C(\sum \xi_i)^k$ , 即  $cost$ , 目前并没有一个公式可以确定  $cost$  该设多少, 因为不同

的识别对象有不同适用的  $cost$ , 只能通过大量的实验验证。

为了确定不同的惩罚系数对于红外舰船目标训练结果的影响, 文中采用交叉验证(cross-validation)的方法来测试惩罚参数性能。图 6 给出了  $k$  轮  $n$  倍交叉验证法的示意图。

作为测试需要, 文中选用惩罚成本  $cost$  的值为指数倍增的方式从小到大逐渐增加, 即  $cost=2^{-4}, 2^{-3}, 2^{-2}, 2^{-1}, 2^0, 2^1, \dots, 2^6, 2^7$ , 分别测试样本库在三倍、五倍、十倍交叉验证下的交叉验证结果, 最后选取测试结果最高的数值作为文中基于机器学习的 SVM 分类器的惩罚权重参数。交叉验证结果如图 7 所示。

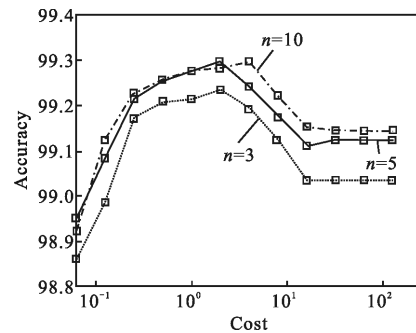


图 7 惩罚系数与学习准确度关系曲线图

Fig.7 Relationship between cost and learning accuracy

从上图的实验结果可以看出, 对整个红外舰船目标的样本数据库而言, 在惩罚权重取 2 时 SVM 分类器的参数配置效果最好。三倍交叉验证时达到 99.2354% 的正确率; 五倍交叉验证时达到 99.298% 的正确率; 十倍交叉验证时达到 99.2841% 的正确率。因此文中选取  $cost=2$  作为 SVM 分类器的惩罚成本参数设置。

在选取线性内积作为 SVM 分类器的核函数, 惩罚权重参数  $cost=2$  时, 对整个样本数据库进行学习训练, 得到文中设计的 SVM 分类器的结构, 其数学模型如表 2 所示。

表 2 SVM 分类器训练模型

Tab.2 Training model of the SVM classifier

Model of SVM classifier	
Min $w^*$	-1 086.859 578
Constant of $b^*$ classification function	10.324 347
Number of support vector	899
Number of margin support vector	540
Training accuracy	99.292 5%(16 700/16 819)

根据 ROC<sup>[11]</sup>曲线的测试结果可以直观地评估一个分类器的好坏,图 8 显示了经三个不同的训练样本训练得到的三个 SVM 分类器对同一个测试样本的 ROC 曲线结果。横坐标是识别概率,纵坐标是虚警概率。测试结果 AUC=0.956 49 的 SVM\_1 分类器是缺少诱饵、烟幕、云层等样本的训练库训练得到的;测试结果 AUC=0.964 46 的 SVM\_2 分类器是添加云层样本之后训练得到的;测试结果 AUC=0.98661 的分类器 SVM\_3 是样本库完善后训练得到的,从实验结果可以看出,相比较于 SVM\_1 和 SVM\_2,SVM\_3 在识别率达到 90% 以上时虚警率还保持在 5% 左右的水平,整体上能够快速逼近左上角,分类性能更好。

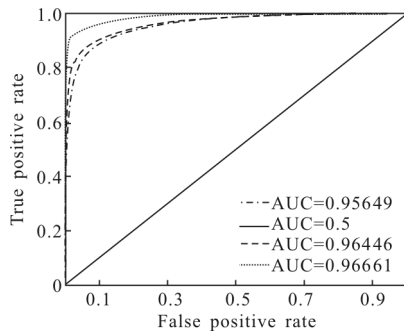


图 8 测试样本的 ROC 曲线

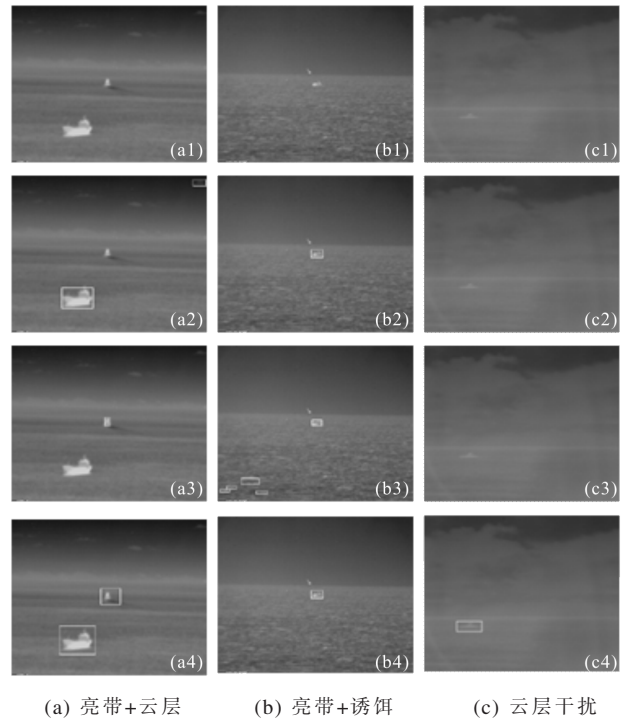
Fig.8 ROC curve of the test sample library

#### 4 实验结果

为了验证该章提出的基于机器学习的 SVM 自动目标识别算法在复杂战场环境下识别的有效性,共选取 3 幅典型的海天背景干扰条件下的红外舰船目标图像和两个图像序列进行了仿真实验,其中所有的图像都是 8 位灰度图像。为了进行实验结果对比,还挑选了两种基于知识的人为决策级目标识别算法一同进行测试。这两种方法分别是基于边缘特征综合决策识别算法和基于高通滤波目标尺度自适应识别算法。

图 9 显示了 3 幅典型海天干扰背景下的红外舰船目标图像分别用三种算法进行舰船目标识别的结果图像。其中,图(a1)~(c1)为原始红外舰船目标图像,图(a2)~(c2)为基于边缘特征综合决策识别算法的识别结果,图(a3)~(c3)为基于高通滤波目标尺度自适应识别算法的识别结果,图(a4)~(c4)为文中研

究的基于 SVM 分类算法的识别结果。3 幅原始红外图像的大小均为 320×256。



(a) Bright waves+clouds (b) Bright waves+bait (c) Clouds interference

图 9 三种识别算法的仿真结果

Fig.9 Simulation result of three recognition algorithms

3 幅典型红外舰船目标图像的识别结果表明,文中算法能够适用于复杂海天背景下的红外舰船目标,且较基于高通滤波的尺度自适应识别算法和基于边缘特征综合决策识别算法更具有鲁棒性,识别性能更加优秀。

另外,两个海天干扰条件下的红外舰船目标图像序列(Seq1 和 Seq2)用来测试算法的识别性能,序列 Seq1 共有 79 帧图像,图像尺寸为 320×256,目标运动姿态为由远及近同时伴随目标旋转,所处背景为红外诱饵弹和海面亮带复合干扰;序列 Seq2 共有 432 帧图像,图像尺寸为 320×256,目标运动姿态为侧向移动,为多目标并存,所处背景为红外烟幕弹动态干扰场景。为了评估算法的识别性能,采用识别概率  $P_d$ ,虚警概率  $F_a$  进行度量。

$$P_d = N_R / N \quad (6)$$

$$F_a = N_F / (N_R + N_F) \quad (7)$$

式中: $N_R$  为图像序列中正确识别的目标个数; $N$  为图像序列中的实际目标个数; $N_F$  为图像序列中错误识别的非目标个数,不同识别算法的识别概率,虚警概

率的统计如表3 所示。

表 3 目标识别结果

Tab.3 Target recognition result

Algorithm	Performance index	Seq 1	Seq 2
An automatic target detection method for infrared ship in complex sea-sky background <sup>[7]</sup>	$P_d$	52.44%	0.94%
	$F_a$	4.4%	86.96%
An automatic recognition algorithm based on edge feature	$P_d$	21.95%	67.81%
	$F_a$	40.00%	30.90%
Infrared ship-target recognition based on the classifier of SVM algorithm	$P_d$	95.12%	98.81%
	$F_a$	3.7%	1.2%

由表 3 可以看出，前两种基于知识的人为决策级识别算法在不同的干扰环境下识别率和虚警率的跌宕幅度较大,算法所适应的场景能力较窄,抗干扰性较弱。而文中研究的算法在应对不同场景的干扰变化时能够保持较高的识别率和较低的虚警率,无较明显的起伏变化,抗干扰性更强。

## 5 结 论

通过对复杂干扰下的目标样本数据库进行学习训练,提出基于 SVM 分类的目标识别算法实验结果表明,该算法在复杂海天背景下具有一定的抗干扰性。然而需要指出的是,文中算法还没有在硬件平台上实现,如何优化算法并最终应用于实时系统是今后需要进一步完善的地方。

### 参考文献:

[1] Christopher M Bishop. Pattern Recognition and Machine Learning (Information Science and Statistics)[M]. New York: Springer, 2006.  
 [2] Vpnik V N, Chervonenkis A Ja. Theoy of Pattern Recognition[M]. New York: Springer, 1974.

[3] Yu Youchuan. Vehicle recognition method based on machine learning[D]. Xi'an: Xidian University, 2009. (in Chinese)  
 于筱川. 基于机器学习的车辆目标识别方法[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2009.  
 [4] Zhang Quanfa, Pu Baoming, Li Tianran, et al. Vehicles detection based on histograms of oriented gradients and machine learning [J]. *Computer Systems & Applications*, 2013, 22(7): 104–107. (in Chinese)  
 张全发, 蒲宝明, 李天然, 等. 基于 HOG 特征和机器学习的工程车辆检测[J]. 计算机系统应用, 2013, 22(7): 104–107.  
 [5] Mu Chunlei. The research of face recognition system based on HOG feature [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2013. (in Chinese)  
 慕春雷. 基于 HOG 特征的人脸识别系统研究 [D]. 成都: 电子科技大学, 2013.  
 [6] Zhao Lei, Wang Bing, Zhang Liming. Change detection for remotely sensed images based on split window and semi-supervised SVM [J]. *Journal of Fudan University(Natural Science)*, 2010, 49(2): 190–196. (in Chinese)  
 赵磊, 王斌, 张立明. 基于分割窗半监督支持向量机的遥感图像变化检测[J]. 复旦学报(自然科学版), 2010, 49(2): 190–196.  
 [7] Wang Peng, Lv Gaojie, Gong Junbin, et al. An automatic target detection method for infrared ship in complex sea-sky background [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2011, 36(12): 1438–1441. (in Chinese)  
 王鹏, 吕高杰, 龚俊斌, 等. 一种复杂海天背景下的红外舰船目标自动检测方法 [J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2011, 36(12): 1438–1441. (in Chinese)  
 [8] Dalal Navneet, Triggs Bill. Histograms of oriented gradients for human detection [C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005, 1: 886–893.  
 [9] Carl Vondrick, Aditya Khosla, Tomasz Malisiewicz, et al. HOGgles: Visualizing Object Detection Features [C]// 2013 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2013, 1: 1–8.  
 [10] Cortes C, Vapnik V N. Support vector networks[J]. *Machine Learning*, 1995, 20(3): 273–297.  
 [11] Webb G I, Ting K M. On the application of ROC analysis to predict classification performance under varying class distribution [J]. *Machine Learning*, 2005, 58(1): 2.