

基于可变形部件模型的遥感影像船只检测方法

张绍明¹, 徐昆源¹, 张鹏², 王建梅¹

(1. 同济大学 测绘与地理信息学院, 上海 200092; 2. 中国公路工程咨询集团有限公司, 北京 100097)

摘要: 提出了一种基于混合可变形部件模型的船只检测方法. 该方法采用基于梯度方向直方图(HOG)特征的可变形部件模型(DPM)来描述船只, 在 HOG 特征金字塔空间通过滑动窗口方式检测目标. 基于 HOG 特征的 DPM 不具有方向不变性, 因此根据船只目标特点, 分别从模型训练阶段和目标检测阶段进行改进. 在模型训练阶段, 为了减少模板数量, 将所有船只样本旋转到相同方向进行参数学习; 在目标检测阶段, 将兴趣区旋转至特定方向后进行模板匹配, 实现遥感影像上任意方向的船只检测. 利用该方法在高分二号光学遥感影像上进行船只检测, 实验结果表明此方法可以有效检测船只.

关键词: 可变形部件模型(DPM); 混合模型; 船只检测; 高分遥感影像

中图分类号: P208

文献标志码: A

Ship Detection in High-resolution Remote Sensing Images Based on Deformable Part Model

ZHANG Shaoming¹, XU Kunyuan¹, ZHANG Peng², WANG Jianmei¹

(1. College of Surveying and Geo-Informatics, Tongji University, Shanghai 200092, China; 2. China Highway Engineering Consulting Corporation, Beijing 100097, China)

Abstract: A method of ship detection in high-resolution remote sensing images using mixture of deformable part models(DPMs) is proposed in this paper. The method is robust to size difference by constructing multi-scale histogram of oriented gradients (HOG) feature pyramids. Deformable part models are introduced to deal with the deformation of the key parts of ships. And a sliding window detection strategy is adopted to separate the clustered ships. Considering that HOG features are orientation-sensitive, improved training and detection methods are also proposed. In the training phase, all the samples are rotated to the same direction for parameter

learning to reduce the number of templates. In the detection phase, the regions of interest are rotated to a specific direction to implement template matching. The experiments of ship detection in GaoFen-2 high-resolution remote sensing images are carried out. It is shown that the proposed method is effective.

Key words: deformable part model (DPM); mixture of models; ship detection; high-resolution remote sensing image

基于遥感影像的船只检测在民用和军事领域都具有重要的应用价值. 在民用方面, 可以监控河道、港口和海域的水上交通等; 在军事领域, 可以监视敌方重点港口和海域的舰船部署与动态, 形成海上作战情报等.

由于海上环境复杂、气象多变, 合成孔径雷达(SAR)遥感具有全天时、全天候、大范围、多参数等特点, 因此在已有的海上监测系统中应用最广, 算法也较为成熟^[1-3]. 近年来, 随着内河航道管理的加强, 人们开始关注内河航道的遥感监测. 与海上目标稀疏性不同的是, 内河航运船舶密度大, 存在如图 1 所示的船只聚集现象. 在高分 SAR 影像上, 这些小船表现为具有多个散射中心的白色光斑, 目视解译也很难判断这是一艘具有多个散射中心的大船, 还是聚集在一起的几条小船, 因此内河船只遥感监测更适合采用高分光学遥感影像.

无论是高分光学遥感影像还是 SAR 影像, 为了提高检测效率, 绝大多数的船只检测方法模仿人眼选择性注意机制, 采用由粗到精的处理流程, 即首先利用计算量小的简单特征, 如灰度、光谱、纹理等差异进行图像分割, 获得二值图, 然后经连通性分析提取疑似目标区, 最后根据目标区域特征, 如面积、主轴长度、长宽比、紧凑度、对称性、轮廓形状等一种或多种复杂特征进行筛选, 去除虚警^[4-9]. 这种面向对

收稿日期: 2016-12-19

基金项目: 国家重大科技专项基金(07-Y30B10-9001-14/16); 中央高校基本科研业务费专项资金

第一作者: 张绍明(1979—), 男, 副教授, 工学博士, 主要研究方向为模式识别、计算机视觉. E-mail: sheva2003@gmail.com

通讯作者: 王建梅(1971—), 女, 工学博士, 主要研究方向为遥感图像处理. E-mail: jianmeiw@tongji.edu.cn

象的分类方法其分类精度严重依赖于图像分割质量,对于成像质量较好的单个船只,已有的分割算法能得到良好的分割结果,但对于聚集船只,存在明显的欠分割,由此提取的目标特征会误导分类结果。

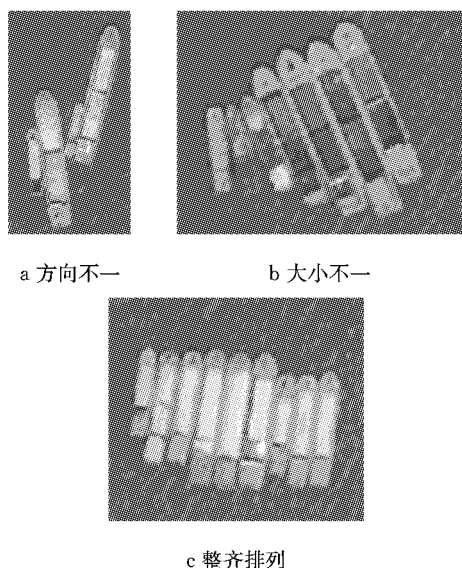


图 1 聚集船只

Fig.1 Clustered ships

目标检测的过程本质上就是一个模板匹配的过程,如果能够构建一个完备的船只模板库,该模板库中的模板既能描述船只最具辨识性的轮廓形状和空间结构,所用的特征又不依赖于图像分割结果,那么就可以通过滑动窗口在图像所有可能的位置、尺度和方向上检测船只,有效解决聚集船只的检测问题。实际中船只的轮廓形状和空间结构千差万别,为了提高检测效率,减少模板数量,选用的模板需要能够应对同类船只之间的微小形变。

在目标检测领域,可变形部件模型(DPM)在描述目标非刚体微小形变方面表现突出^[10-11],特别是 Felzenszwalb 等^[12-14]在弱监督条件下,用隐支持向量机(SVM)方法解决了模型的训练问题后,已经被广泛应用于自然图像中各种有固定方向的目标检测。本文是在 Felzenszwalb 等研究的基础上,将其提出的可变形部件模型从自然图像扩展到遥感影像,从检测有固定方向的目标扩展到方向任意的目标,并且以高分二号光学遥感影像上的船只检测为例进行了实验验证。

1 方法描述

1.1 船只模型表达

DPM 使用一系列部件以及部件间的位置关系

表示目标,因此部件的准确描述对目标的准确检测至关重要。梯度方向直方图(HOG)特征不但能够很好地描述目标局部边缘和形状信息,而且对光照变化和微小形变具有不变性^[15],因此采用 HOG 特征可以很好地描述船只表面局部属性。

DPM 通过部件间的弹性连接表示模型的几何配置,涉及到以下 2 个问题:一是目标应该包含哪些部件,二是每个部件的范围应该多大。不同的人对同一目标具有哪些部件也许没有歧义,但如果在图像上标注部件区域就会因人而异,为此 Felzenszwalb 等提出将部件放置在根滤波器的高能量区,通过搜索自动发现部件所在区域,从而避免了人工标注部件的难题,既省时又省力,当然部件的个数还需要人工指定。

船只通常由船头、船身、船尾 3 个部分组成,左右对称,因此可以采用如图 2 所示的弹性模型表达船只。在遥感图像上,受传感器成像角度、船舶方向以及阴影等诸多因素的影响,船体通常不具有对称性,因此实际采用的可变形模型将船头、船身和船尾左右再细分为 2 个部件,即总部件个数设置为 6。

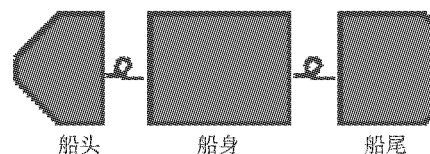


图 2 船只可变形模型

Fig.2 Deformation model of ship

DPM 可适应很多外表变化,但单个 DPM 还不足以表示种类繁多的船只目标,需要使用混合 DPM 模型。在实际应用中,需要根据船只的形状、结构与长宽比,将船只模型分为多个子类,分别训练各个子类的船只 DPM,从而同时检测出不同形状、结构与长宽比的船只。

1.2 DPM 参数学习

利用自然图像训练目标检测器,只需要在图像上标注整个目标的包围盒,即可通过算法自动提取正样本和负样本。遥感影像覆盖范围广、数据量大,特别是船只在影像上具有方向任意性,为此需要沿船只主方向裁剪大量包含船只的图像块,并且将其旋转至船头朝北保存为正样本。

由于训练样本中没有指明部件的类别和位置,可变形部件模型的参数学习属于典型的弱监督学习,需要采用隐 SVM 方法进行训练。隐 SVM 中使用的坐标下降算法容易受到局部极小值的影响,对初始化很敏感,因此需要分阶段初始化以训练混合

模型,具体过程可参照文献[14],这里不再赘述。

1.3 船只检测

基于 HOG 特征的 DPM 能克服目标的微小形变,但却不具备方向不变性。为了检测遥感影像上方向任意的目标,文献[16]提出对同一类目标在每个方向上都进行建模,即通过增加模板数量的方式提高检测精度,该方法在遥感影像上检测飞机、机场等目标已经取得成功。考虑到单个船只具有明显的主方向,聚集船只的连接方式不是并联就是串联,其分割得到的兴趣区主方向不是与船只主方向一致,就是垂直,因此只需对船头朝北这个方向进行建模,其他方向的船只通过影像旋转即可进行检测。理想情况下,单个船只将兴趣区主方向旋转至南北方向先检测一遍,然后将兴趣区旋转 180° 再检测一遍,对于聚集船只再增加 90° 和 270° 2 个旋转方向进行检测即可。

影像旋转重采样后,基于 DPM 的检测过程是一个模板匹配过程,首先由影像金字塔生成 HOG 特征金字塔,然后在特征金字塔空间采用滑窗方式进行检测。每个窗口的得分定义为整体的船只模型得分加上其对应的 6 个部件得分减去每个部件相对于整体模型的变形损失,得到每个窗口的得分后通过阈值判断与非极大值抑制制得到检测结果。

2 实验结果与分析

2.1 实验数据

实验区域为处于 ($E120.4^\circ, N32.0^\circ$) 到 ($E121.6^\circ, N31.4^\circ$) 方形区域内的长江河道,该水域交通繁忙、船只密集,不但有形形色色的船只,而且船只聚集现象明显。船只检测所用影像为高分二号遥感影像,其中全色影像分辨率为 1 m ,多光谱影像分辨率为 4 m ,每景影像覆盖范围约为 $30\ 000\text{ m} \times 30\ 000\text{ m}$ 。为了充分利用全色影像的几何信息和多光谱影像的光谱信息,采用全色增强的多光谱影像进行船只检测。实验过程中,利用所有波段进行影像分割;由于构建 HOG 特征选用的是灰度梯度值最高的某个通道,所以检测算法可以对谱段进行自适应选择。

实验数据共包括 10 景影像,分为 2 个部分,其中 8 景影像用于训练,人工选取 1 705 个船只,并全部旋转至船头朝北后作为正样本,在非船只区选取 40 个有代表性的影像块用于生成负样本。另外 2 景影像用于检测,通过目视判读检测出河道中共含有

707 艘船只,包含各种大小、形态、方向及聚集状态的船只。

2.2 船只模型

针对高分二号影像上的船只大小和形状特征,没有采用 8×8 像素大小的单元格,而是将图像划分成 4×4 像素大小的单元格,在每个单元格内计算 9 个方向的方向梯度直方图; 2×2 个单元格进一步组成一个块,对块内所有单元格的直方图向量进行归一化并联合组成 36 维特征向量;对上述 36 维特征向量进行主成分分析和解析降维,得到 31 维特征向量。为了检测不同大小的船只,需要使用特征金字塔来实现,算法根据兴趣区大小自动设置特征金字塔个数,图 3 示例了 3 层图像金字塔和特征金字塔。

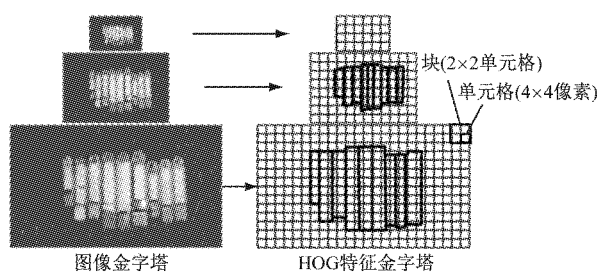


图 3 影像金字塔与其对应的 HOG 特征金字塔

Fig. 3 Image pyramid and its corresponding HOG feature pyramid

根据船只形状、结构与长宽比,将训练样本分为 6 类分别进行训练,得到如图 4 所示的 6 个子模型,每个子模型中从左到右依次为船只样本、根滤波器、部件滤波器和变形模型。观察部件滤波器不难发现,虽然自动发现的部件区域与设想的不太一样,但所处位置与人们的认知基本一致,都位于船头、船尾以及与船身连接处,反映了船只的形状特征与空间结构。

2.3 检测结果

遥感影像船只检测流程如图 5 所示。首先利用 SVM 方法对影像进行二分类,得到水陆分割结果图,提取船只兴趣区,然后根据兴趣区的面积大小和长宽比进行判断是否为聚集船只。根据实验过程中的经验设置,面积处于 $300 \sim 10\ 000\text{ m}^2$ 之间且长宽比处于 $2.0 \sim 8.0$ 之间的为单个船只,则旋转至主方向后进行多尺度 DPM 模板匹配;面积处于 $1\ 000 \sim 100\ 000\text{ m}^2$ 之间且长宽比处于 $2.0 \sim 8.0$ 之外的为聚集船只。为了能检测一块聚集船只中不同方向的船只(见图 1a),同样根据实验过程中的经验设置,在前述每个应检测方向上再将图像左右各旋转 2 次,每次 10° ,在 5 个子方向进行多尺度 DPM 检测,如此

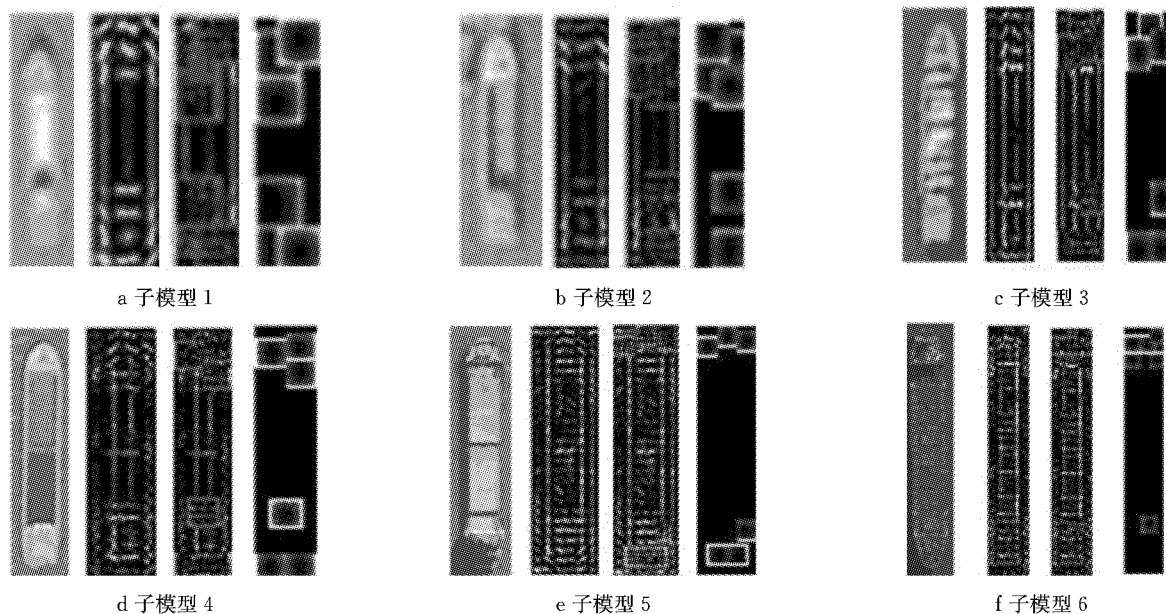


图 4 船只混合模型

Fig.4 Ship mixture models

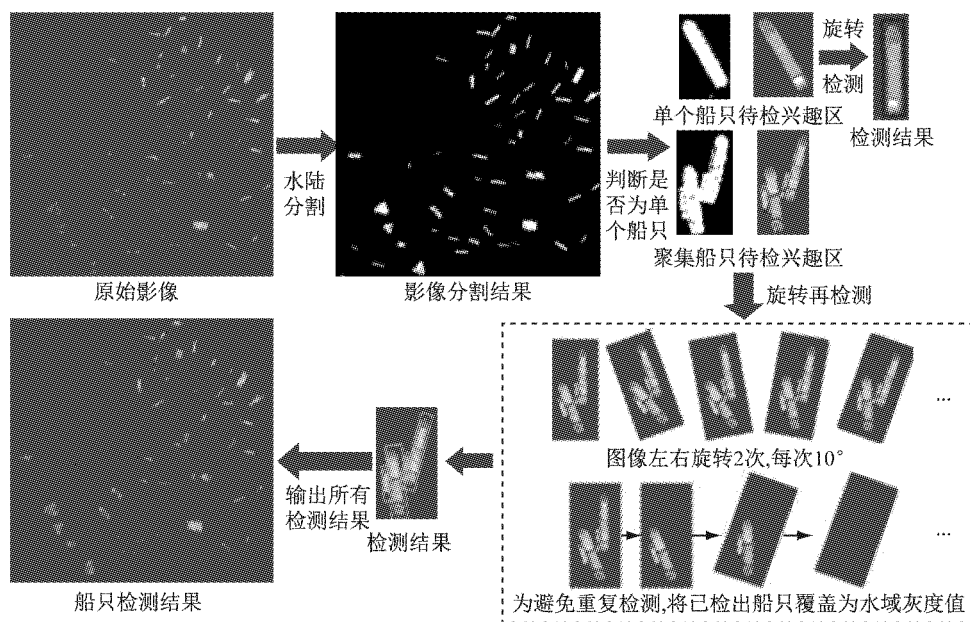


图 5 遥感影像船只检测流程

Fig.5 Flowchart for ship detection in remote sensing images

便可将一块聚集船只中不同方向的船只大致转正,便于 DPM 检测. 在聚集船只检测过程中,为了避免重复检测,将已检出的船只区域用水域覆盖.

船只检测结果如图 6 所示,箭头左侧为 2 景测试影像的检测结果截图,箭头右侧为左侧黑色矩形框所示区域的放大图,其中黑色矩形框标出的是单个船只,白色矩形框标出的是聚集船只. 图 6a~d 及 h~j 分别给出了不同种类、不同大小、不同方向的单个船只检测实例,图 6e~g 及 k~m 分别给出了以不同方式聚集的船只检测实例. 检测到的最小船只尺

寸约为 $8\text{ m} \times 24\text{ m}$,最大船只尺寸约为 $70\text{ m} \times 320\text{ m}$.

本文采用查准率和查全率来定量评价算法的性能与表现. 设 N_t 为影像中船只数量, N_c 为正确检测出的船只数量, N_f 为错检船只的数量,则查准率定义为 $P = N_c / (N_c + N_f)$,查全率定义为 $R = N_c / N_t$. 实验结果如表 1 所示. 在 2 景影像共 707 艘船只中,基于 DPM 的船只检测算法共标出 671 艘船只,其中 629 艘是正确的,42 艘是误判的,即查准率为 93.74%,查全率为 88.97%,已经达到了生产单位对

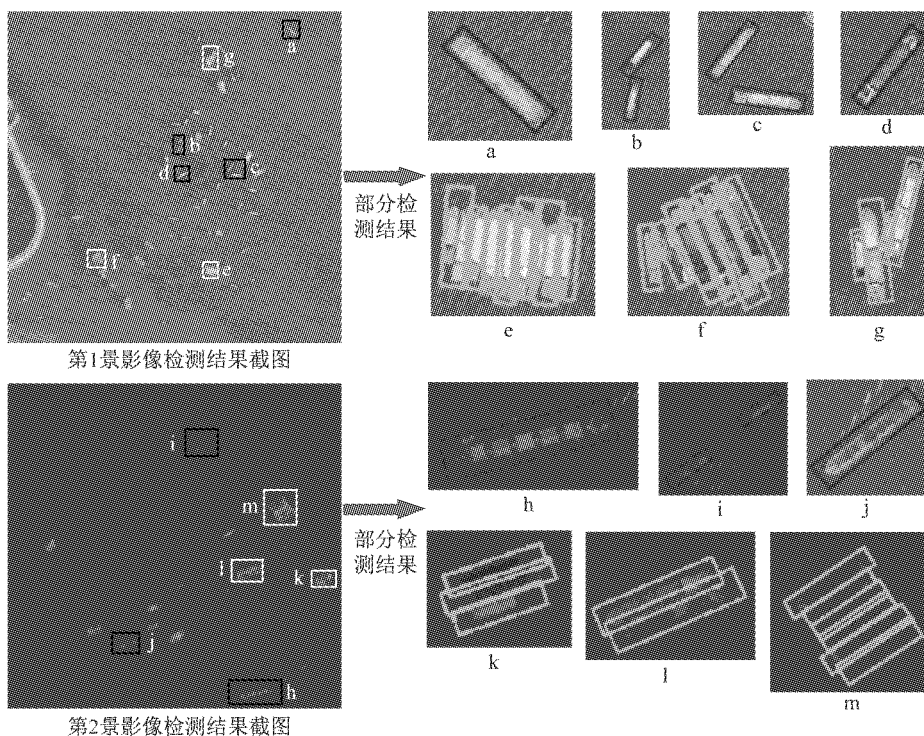


图 6 遥感影像船只检测结果

Fig.6 Ship detection results in remote sensing images

表 1 船只检测结果

Tab.1 Ship detection results

N_t	N_c	N_f	查准率/%	查全率/%
707	629	42	93.74	88.97

航道进行动态监测与管理的要求。

通过分析发现,虚检的船只(见图 7a、b)主要为形状轮廓与船只非常相似的人工地物或水中淤积洲滩。漏检(见图 7c)的原因主要有 2 个:一是船只与水域光谱差异太小,目视判别都很困难,在水陆分割阶段已经丢失;二是船只过小,由于构建一个 HOG 特征向量至少需要 8×8 个像素,因此若船只宽度小于 8 个像素(8 m),则无法正确检测,但这并不表明基于 DPM 的模板匹配方式失效,如果采用分辨率更高的光学遥感影像,便可以将这些船只准确检测出来。

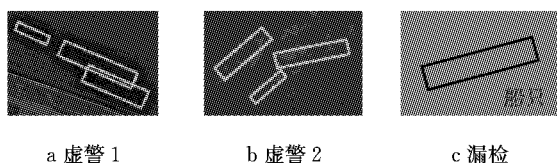


图 7 虚警与漏检

Fig.7 False dismissal and miss alarm

由于本文方法基于像素构建特征,所以船只在影像中所占像素数决定了算法是否有效,对于其他高分辨率光学遥感影像(如 Quickbird),如果其上的船只宽度可以超过 8 个像素,则本文方法可以对其

有效检测。对于资源三号、天绘系列等分辨率稍低的影像,船只所占像素数较少,本文方法对船只的检测效果则会下降较多。

3 结语

本文将基于 HOG 特征的 DPM 混合模型应用到遥感影像船只检测,根据船只目标特点,在模型训练阶段和目标检测阶段进行了改进。在模型训练阶段,将所有的船只样本旋转到船头朝北同一方向进行参数学习,减少模板数量;在目标检测阶段,通过旋转兴趣区实现不同方向的船只检测。实验结果表明,只要训练样本能够涵盖所有的船只类型,检测精度能够满足内河航道管理与船只监测要求。

由于基于 HOG 特征的 DPM 混合模型主要是依据目标的形状信息与空间结构进行判别,仍然属于基于图像低层特征的模式识别,因此对于形状和结构相似的目标还是难以区分。为了进一步提高检测精度,下一步的研究方向应该是通过深度学习寻找更好的目标表达方式。

参考文献:

[1] KLEPKO R. Classification of SAR ship images with the aid of a syntactic pattern recognition algorithm[R]. Washington DC:

- NASA, 1991.
- [2] MENON M M, BOUDREAU E R, KOLODZY P J. An automatic ship classification system for ISAR imagery [J]. *The Lincoln Laboratory Journal*, 1993, 6(2): 289.
- [3] TELLO M, LOPEZ-MARTINEZ C, MALLORQUIJ. A novel algorithm for ship detection in SAR imagery based on the wavelet transform[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2005, 2(2):201.
- [4] 汪闽, 骆剑承, 明冬萍. 高分辨率遥感影像基于形状特征的船舶提取[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2005, 30(8):685.
WANG Min, LUO Jiancheng, MING Dongping. Extract ship targets from high spatial resolution remote sensed imagery with shape feature[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2005, 30(8):685.
- [5] 蒋李兵. 基于高分辨率光学遥感图像的舰船目标检测方法研究[D]. 长沙:国防科技大学, 2006.
JIANG Libing. Research on the ship target detection in high spatial resolution optical remote sensing image [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2006.
- [6] 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.
WANG Yanqing, MA Lei, TIAN Yuan. State-of-the-art of ship detection and recognition in optical remotely sensed imagery [J]. *ACTA Automatica Sinica*, 2011, 37(9):1029.
- [7] 高立宁, 毕福昆, 龙腾, 等. 一种光学遥感图像海面舰船检测算法[J]. *清华大学学报(自然科学版)*, 2011, 50(1):105.
GAO Lining, BI Fukun, LONG Teng, *et al.* Ship detection algorithm for optical remote sensing images [J]. *Journal of Tsinghua University (Science & Technology)*, 2011, 50(1): 105.
- [8] 许军毅. 光学卫星遥感图像舰船目标检测技术研究[D]. 长沙:国防科技大学, 2011.
XU Junyi. The study of ship target detection in optical satellite remote sensing images[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2011.
- [9] 李建, 陈晓玲, 刘子潇, 等. HJ-1 光学遥感影像船只检测:以鄱阳湖为例[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2015, 40(6):727.
LI Jian, CHEN Xiaoling, LIU Zixiao, *et al.* Detection of ships in homogeneous regions from HJ-1 optical remote sensing images: a case study at the Poyang Lake [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2015, 40(6): 727.
- [10] FISCHLER M, ELSCHLAGER R. The representation and matching of pictorial structures [J]. *IEEE Transactions on Computer*, 1973, 22(1): 67.
- [11] BAR-HILLEL A, HERTZ T, WEINSHALL D. Object class recognition by boosting a part-based model [C]//*Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, San Diego. [S. l.]: IEEE, 2005: 702-709.
- [12] FELZENSZWALB P F, HUTTENLOCHER D P. Pictorial structures for object recognition [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2005, 61(1):55.
- [13] FELZENSZWALB P F, MCALLESTER D, RAMANAN D. A discriminatively trained, multiscale, deformable part model [C]//*Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, San Diego. [S. l.]: IEEE, 2008:1-8.
- [14] FELZENSZWALB P F, GIRSHICK R B, MCALLESTER D, *et al.* Object detection with discriminatively trained part-based models [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 32(9):1627.
- [15] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection [C] // *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, San Diego. [S. l.]: IEEE, 2005:886-893.
- [16] CHENG Gong, HAN Junwei, GUO Lei, *et al.* Object detection in remote sensing imagery using a discriminatively trained mixture model [J]. *Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2013, 85(9):32.