

基于高分辨率遥感影像的内河航标自动检测方法

张绍明¹, 桂坡坡¹, 刘伟杰², 王国锋³

(1. 同济大学 测绘与地理信息学院, 上海 200092; 2. 上海市城市建设设计研究总院, 上海 200125;

3. 中国公路工程咨询集团有限公司, 北京 100097)

摘要: 提出了一种高分辨率遥感影像中的水运航标提取算法。首先应用单类支持向量机分类器实现水陆分割, 确定水陆边界。然后将水域中的小目标作为候选目标, 基于目标几何和灰度统计特性进行初步筛选, 获得疑似航标目标。再利用影像中航标窗口间的相关性, 提出一种基于相关系数编组的航标判定方法。最后提出一种基于在线学习原理的漏检航标检测算法, 即首先依据已经检测得到的航标的空间分布对漏检航标的可能位置进行估计, 再依据已检测到的航标的先验知识在估计位置进行精确检测。利用 QuickBird 影像进行的实验结果表明了该方法的有效性。

关键词: 高分辨率遥感影像; 航标提取; 单类支持向量机; 相关系数

中图分类号: TP751.1

文献标志码: A

Detection of Navigation Marks in High-resolution Remote Sensing Imagery

ZHANG Shaoming¹, GUI Popo¹, LIU Weijie², WANG Guofeng³

(1. College of Surveying, Mapping and Geo-informatics, Tongji University, Shanghai 200092, China; 2 Shanghai Urban Construction Design & Research Institute, Shanghai 200125, China; 3 China Highway Engineering Consulting Corporation, Beijing 100097, China)

Abstract: A novel method for extracting navigation mark using high-resolution remote sensing imagery is proposed in this paper. The one-class support vector machine(OCSVM) is used to segment the land and the water to derive the shoreline. Then the small targets within the water regions are found out and regarded as the candidate ones. The statistics of pixel intensity and the geometric feature of the candidate targets are used to remove a portion of false targets. Then the rest of the candidate targets are categorized into several groups according to the relationship coefficient between them and others. The group having most targets is the one that

consists of navigation marks. At last, an online learning algorithm is proposed to decrease the miss rate. The spatial distribution of the extracted navigation marks are used to estimate the positions where the missing targets are likely to exist. The intensity distribution of the extracted navigation marks then are used as the prior knowledge to detect the missing target in the estimated positions. The experiments using QuickBird imagery show that the proposed method is effective.

Key words: high-resolution remote sensing imagery; navigation mark extraction; one-class support vector machine; correlation coefficients

随着遥感技术的进步, 遥感影像分辨率的不断提高, 遥感在各行各业都将有着广阔的应用前景。在海事和航运管理中, 遥感与船舶自动识别系统(automatic identification system, AIS)、地理信息系统(geographic information system, GIS)的结合日益紧密, 在航道水域生成高精度正射影像与 AIS 和 GIS 结合用于数据分析。航标是引导船舶航行、定位和标示碍航物与表示警告的人工标志, 其在航运管理中具有重要意义, 基于高分辨率影像的航标提取具有很高的应用价值。航标按其位置可分为海区航标和内河航标, 本文主要以内河航标中浮动航标为例进行提取, 包括系船浮筒、通航浮标等。由于遥感卫星对地面点数日或数十日即可完成回访, 因此同一区域拥有大量不同时间段的遥感影像, 通过不同时间段遥感影像的航标提取, 可以得到航标的位置变化以及由航标推算出的航道的变更情况, 为航标航道的数字化提供数据支持。

基于遥感影像的航标提取工作通常可分为两个阶段: ①水陆分割或水体提取; ②水域中的航标提

收稿日期: 2013-01-25

基金项目: 国家“九七三”重点基础研究发展规划(2012CB719903); 国家自然科学基金(41171327, 41301361); 国防科工局重大专项(07-Y30A05-9001-12/13); 上海市自然科学基金(12ZR1433200, 11ZR1439000); 教育部高等学校博士学科点专项基金新教师项目(20120072120057); 海岛(礁)测绘技术国家测绘局重点实验室开放基金

第一作者: 张绍明(1979—), 男, 讲师, 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

取。

高分辨率影像的水陆分割实质是水边界的提取,目前国内外已有部分相关研究,如文献[1]利用小波技术对图像进行膨胀和去噪处理,最后利用水体信息的地学特征,对图像进行联合特征去噪,获取最终的水体影像信息;文献[2]采用数学形态学的方法对遥感影像上的水体进行了提取;文献[3]根据水域边界信息实现了水域的自动提取。但是这些提取方法直接破坏或忽视了水域内小目标信息,不能作为本文航标提取的水域提取方法。文献[4]中论述了在只有一种感兴趣类别的情况下,单类支持向量机能以少量样本高效地进行分类,并且对小目标信息不具有破坏性。本文为保留水域内小目标信息采用了单类支持向量机的方法,分割水域的同时也分离出了水域内的小目标。

在水面小目标检测方面,目前的研究主要集中在船只的提取和识别,针对航标的提取研究较少。目前基于合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)图像的舰船检测已提出了许多检测算法^[5-7],但是由于 SAR 影像幅度信息受噪声的影响,加之 SAR 影像特有的几何畸变(叠掩、透视收缩、多路径虚假目标等)特征等因素, SAR 影像还难以实现航标级小目标的提取;随着高分辨率遥感卫星的不断发射,基于高分辨率影像的信息提取与目标识别已成为研究的热点,文献[8]采用基于轮廓的空间模型进行地理目标的提取;文献[9]根据空间相关性在水域分割的基础上通过选取种子再进行生长的方式检测舰船,但是由于航标较小,轮廓难以定位且空间相关性不强,因此文献[8-9]提到的方法不能用于航标等较小目标的提取;文献[10]利用舰船与水体的灰度差异再结合船体的形状特征对舰船进行检测,这种方法对航标的提取具有一定的借鉴作用。但现在专门针对遥感影像的航标目标的检测提取研究还较少。

航标的体积较小,以中国东部沿海地区航标为例,其直径 2.4 m,在 0.6 m 的高分辨率影像上也不过 4 个像素左右,因此目标提取困难。同时水面受行船、风浪等影响,水面影像灰度局部反差较大,如风浪与行船尾迹中会出现阴影区域或局部亮点,这些对航标的提取会造成很强的干扰;另外水面漂浮物在影像上也表现出与航标相似的特征,也对航标的检测造成了极大的困难;此外当船停在航标附近时,检测出的航标与停船连为一体而无法被提取,此时容易出现漏检。鉴于航标的特殊性,舰船等小目标的

识别方法不适用于航标的检测,但一定程度上可以借鉴。

本文中针对高分辨率影像研究了航标的提取方法,在单类支持向量机实现水陆分割的基础上,提出了基于灰度信息、自相关性及在线学习策略的航标提取算法。采用了 2004 年上海地区黄浦江 QuickBird 融合影像进行实验,验证了算法的可行性。

1 基于单类支持向量机的水陆分割

单类支持向量机(one-class support vector machine, OCSVM),是支持向量机(support vector machine, SVM)的一类。与标准 SVM 模型不同, OCSVM 不需要每个待分类别的训练样本,只需要待识别类型一类的训练样本,因此在单类目标提取方面具有很强的适用性。文中高分辨率影像的水陆分割实质是水域的提取,由于陆地类别较多而水域类别相对单一,因此单类支持向量机适用于水陆分割。

OCSVM 通过引入分类超平面和最大间隔的思想,在变换后的特征空间中尽可能地使正类落于分离超平面的一侧,使原点与其他类别落于另一侧。从而让正类样本和原点之间具有最大间隔。

设有数据集 $\{x_i\}_{i=1}^l \in \mathbf{R}^n$, l 表示数据集的元素个数, \mathbf{R}^n 为 n 维实数空间,为了与原点相分离需要满足:

$$\begin{cases} \min \left\{ \frac{1}{2} \|w\|^2 + \frac{1}{\nu} \sum_{i=1}^l \xi_i - \rho \right\} \\ \langle w, \phi(x_i) \rangle \geq \rho - \xi_i \end{cases} \quad (1)$$

式中: w 是最优分类超平面系数权向量; ρ 为最优超平面到圆点的距离阈值; $\phi(x_i)$ 为低维空间到高维空间的映射函数; $\nu \in (0, 1)$ 用来控制支持向量在训练样本中的比重; 松弛变量 ξ_i 是目标函数的惩罚项。求解式(1)可以得到如下决策函数。

$$f(x) = \text{sgn}(\langle w, \phi(x) \rangle - \rho) \quad (2)$$

式(1)问题可转化为如下对偶形式:

$$\begin{cases} \min(\alpha) \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l \alpha_i \alpha_j K(x_i, x_j) \\ 0 \leq \alpha_i \leq \frac{1}{\nu}, \sum_{i=1}^l \alpha_i = 1 \end{cases} \quad (3)$$

其中 α_i, α_j 是多项式乘子, $K(x_i, x) = \langle \phi(x_i), \phi(x) \rangle$ 是核函数,能够在低维空间计算高位空间的内积。对偶形式的决策函数为

$$f(x) = \text{sgn}(\sum_i \alpha_i K(x_i, x) - \rho) \quad (4) \quad \text{迹亮点, 航标等.}$$

2 基于目标特性和相关性编组的航标提取

水陆分割中只选择了水域作为分类样本, 分类后所有与水域波谱相差较大的对象都将被分为非水域类. 由于水域内轮船、航标、以及轮船尾迹等物体的存在, 分类后的水域区会呈现许多的空洞. 对分类结果的水域区域进行形态学开运算, 在保证水域内空洞不被破坏的情况下尽可能消除边界错分点同时圆滑空洞边界以利于检测. 通过空洞检测, 将所有检测出的空洞作为航标的候选目标, 本文采用一种两阶段方法进行提取. 首先利用几何和灰度信息进行初步筛选, 去除与航标相似度较小的干扰目标. 然后对保留下来的候选目标利用相关系数进行编组, 基于编组中包含的目标个数完成最终提取.

2.1 基于几何和灰度信息的目标初步提取

计算所有检测出的空洞的面积, 剔除面积较小以及面积较大的明显非航标的目标. 对于面积与航标接近的目标, 利用目标窗口的灰度分布进行筛选. 图 1 显示了水域内可探测的部分目标, 包括船只、尾

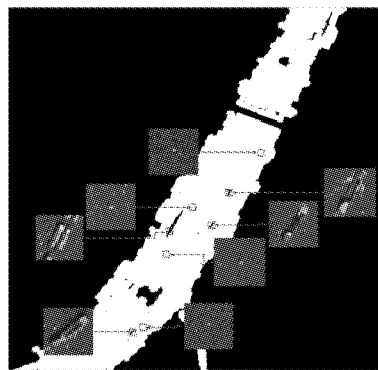


图 1 部分水域内可探测目标

Fig.1 Parts of the detected object in water area

图 2 为航标及其四方向(过目标窗口中心点的水平、竖直、主对角线、反对角线)灰度变化图. 由图 2 可以看出, 航标阴影的存在, 至少在两个方向上的图形上会同时出现波峰与波谷. 图 3 为非航标干扰点及其四方向灰度变化图, 可以看出干扰小目标的灰度分布无固定规律可寻. 本文中, 计算四条线上的最大值与最小值, 再计算窗口中外围区域的灰度均值, 得到最大值与均值的差值 D_1 和均值与最小值的差值 D_2 , 如果 D_1 和 D_2 都大于给定的经验阈值则将目标保留, 否则将其排除.

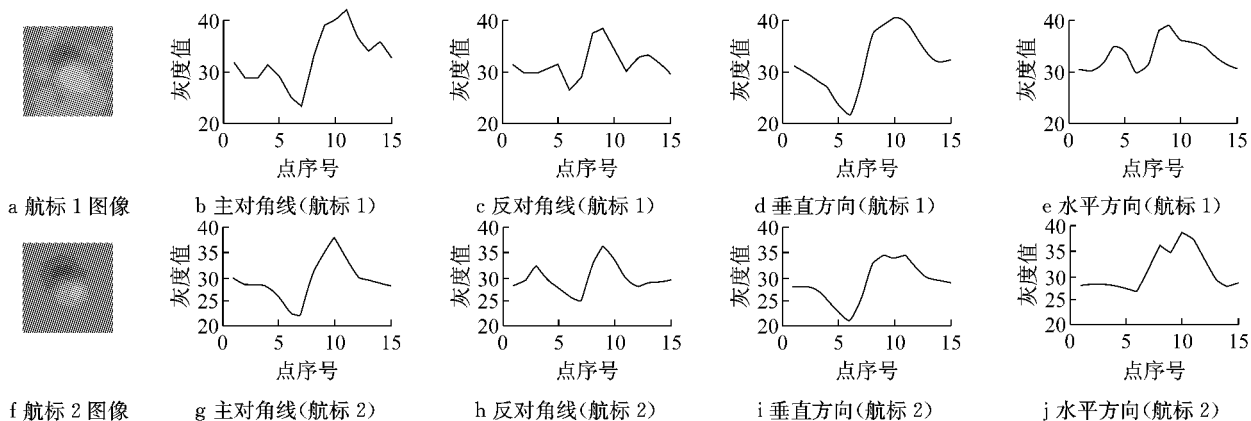


图 2 航标及其四方向灰度变化图

Fig.2 Navigation marks and gray variation diagram of four directions

基于灰度信息的航标提取是对目标的预筛选, 不需要太严格的阈值, 根据遥感影像上水体背景及目标的灰度初步估计出阈值, 再将阈值适当放松以保证航标不被剔除.

2.2 基于相关系数编组的目标提取

由于影像覆盖区域相对于地球表面而言较小, 同一幅影像上航标的阴影沿同一方向且阴影面积大致相同, 因此具有很强的相关性. 为此, 计算候选目标的两两之间的相关系数, 根据相关性对所有航标

进行编组, 在众多目标中, 航标之间的相似性远高于航标与非航标及非航标与非航标之间的相似性, 因此目标个数最多的编组最有可能是航标组. 本文利用这一原理实现航标的编组提取.

考虑到候选目标的中心与实际航标中心的偏差, 求取相关系数时采用设定容差值进行搜索计算的方法. 具体为: 假设待计算航标分别为 A 、 B , 对 A 开 $N_1 \times N_1$ 的窗口 a , 对 B 开 $N_2 \times N_2$ ($N_2 > N_1$) 的窗口 b , 分别计算窗口 b 中所有 $N_1 \times N_1$ 的窗口与窗

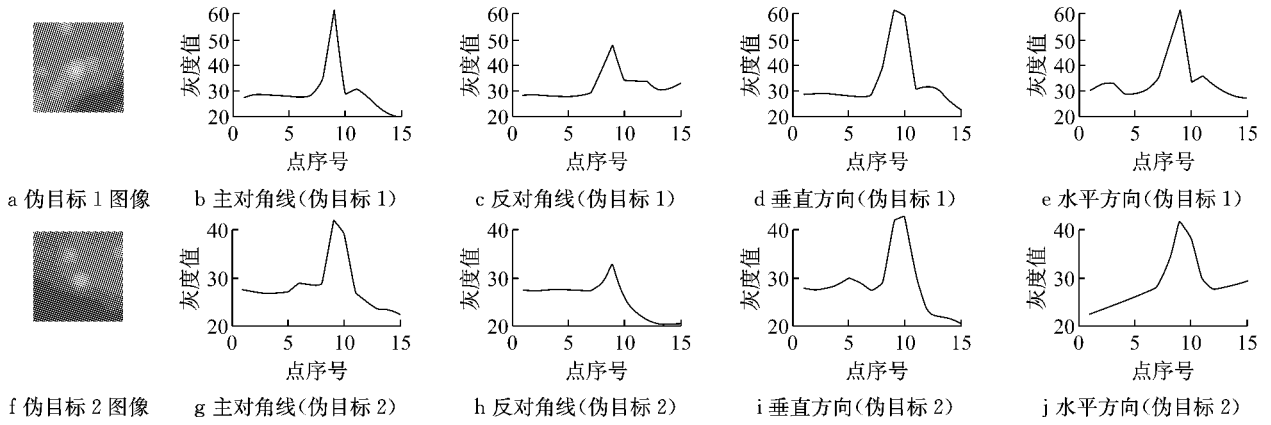


图3 干扰点及其四方向灰度变化图

Fig.3 Disturbance targets and gray variation diagram of four directions

口 a 在每个波段的相关系数,当 b 中存在与 a 在每一波段的相关系数都满足经验阈值(一般在 0.6 到 0.8 之间)的窗口时,认为 A 对 B 相似,同理可求 B 对 A 的相似性,若 A 对 B 相似且 B 对 A 相似时则认为 A 与 B 相似.研究中取航标实际大小与影像分辨率的比值作为容差值.

相关编组的确定流程如下:

步骤 1:遍历候选目标,剔除与其他目标都不具有相关性目标,得到疑似航标序列;

步骤 2:遍历疑似航标,对未遍历的航标建立新的相关组,标记该疑似航标已遍历,查找其所有相似的疑似航标,并添加到新组中;

步骤 3:遍历新组中疑似航标,标记此疑似航标已遍历,将新组中未出现的与疑似航标相似的疑似航标添加到新组中;

步骤 4:新组中所有疑似航标的相似航标均已在组内,输出相关组.否则重复步骤 3;

步骤 5:所有航标均已被遍历,输出所有相关组.否则重复步骤 2、3、4;

步骤 6:将最大相关组作为航标组.

航标提取的流程如图 4 所示.

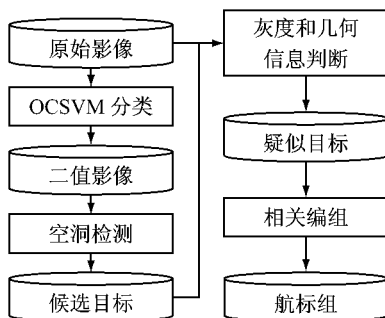


图4 航标提取的流程图

Fig.4 Flow chart of detection

3 基于在线学习策略的漏检航标搜索

在相关系数编组提取过程中,往往选用较为严格的阈值以降低提取错误率,但这样也会导致部分航标的漏检.一般航标的布设满足一定的规律,并且间距大致相等.基于这一先验知识,本文提出一种基于在线学习原理的漏检航标检测算法,即首先依据已经检测得到的航标的空间分布对漏检航标的可能位置进行估计,再依据已检测到的航标的先验知识在估计位置进行精确检测.

考虑到水中航道线一般为平缓变化的曲线,本文中利用三次多项式对航标的分布曲线进行基于最小二乘原理的拟合,如式(5)所示.

$$y = c_0 + c_1x + c_2x^2 + c_3x^3 \quad (5)$$

根据拟合的曲线和已检测航标的分布间隔,估计是否存在漏检航标,对可能存在漏检的区域,基于已检测航标的图像多波段灰度特性进行搜索.为了加快搜索,对已检测航标进行信息约简,构建检测模板.

模板的构建方法:设已检测到有 M 个航标,每个航标有 B 个波段,航标窗口为 $N \times N$. 分别对每波段取 M 个航标的像素值可得 $M \times N \times N$ 的矩阵 G :

$G =$

$$\begin{bmatrix} g(1,1) & g(1,2) & \cdots & g(1,N \times N) \\ g(2,1) & g(2,2) & \cdots & g(2,N \times N) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ g(M,1) & g(M,2) & \cdots & g(M,N \times N) \end{bmatrix} \quad (6)$$

矩阵 G 中 $g(i, j)$ 表示第 i 个航标的第 j 个位置(沿水平方向顺序编号 1 到 $N \times N$)所在的灰度值.

对矩阵 G 中每列 M 个值取中值,将得到的 $N \times N$ 个中值作为模版在该波段的像素值.对 B 个波段

的中值得模板 P :

$P =$

$$\begin{bmatrix} p(1,1) & p(1,2) & \cdots & p(1,N \times N) \\ p(2,1) & p(2,2) & \cdots & p(2,N \times N) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p(B,1) & p(B,2) & \cdots & p(B,N \times N) \end{bmatrix} \quad (7)$$

矩阵 P 中 $p(i, j)$ 表示第 i 个波段的第 j 个位置所在的灰度值.

利用式(7)所示的航标模板,在估计的疑似漏检位置进行匹配搜索,若有窗口在每个波段都具有满足阈值的相关系数,则将该窗口作为航标加以保留.

将检测到的漏检航标加入到已知航标中,更新曲线拟合结果和航标模板,进行迭代检测直至没有

新的疑似漏检位置出现.

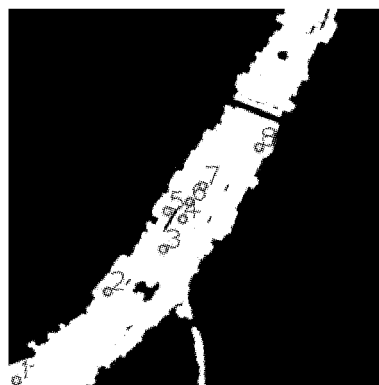
4 实验结果与分析

实验中选用 2004 年上海地区黄浦江 QuickBird 融合影像进行实验.融合影像由 0.6 m 全色影像和 2.4 m 多波段影像构成.

图 5 给出了上海市南浦大桥附近一个实验区域.影像大小为 3000×3000 pixel.图 5a 为此区域的原始影像;图 5b 为单类支持向量机分类后经过形态学对水域进行开运算处理后的二值图,其中白色区域为水域,黑色为非水域,1~8 编号的圆圈为经过灰度判定后的疑似航标点.



a 原始影像图



b 灰度判定后疑似航标点

图 5 实验数据 1(上海市南浦大桥附近)

Fig.5 Dataset 1(near Nanpu Bridge in Shanghai)

实验中,共选择水体样本像素 1 363 个.对检测出的空洞进行面积筛选,考虑到在 0.6 m 影像上直径 2.4 m 左右的船标面积约为 16(像素²),结合水陆分割精度影响,航标空洞面积一般在 10 到 30 之间,为保证航标不漏检,将空洞面积小于 5 及大于 50 的空洞全部予以排除,再进行灰度判定,符合条件的则定为疑似目标,如图 5b 中编号的 1~8 圆圈所圈位置.

对提取出的 8 个疑似目标进行两两自相关系数计算,取搜索窗口 8×8 ,待搜索窗口为 12×12 ,相似判断系数取 0.7.最终得到的相关组为(1,3,4,5,6,7)、(2)、(8)其中 2、8 没有相关的疑似航标剔除.最后确定 1,3,4,5,6,7 号候选目标即为检测出的航标.

图 6 将提取出的航标分别在分类二值图与原始图上进行显示,对比结果表明,该实验区的 6 个航标都被提取出,没有漏检也没有虚警.高准确度的提取主要是因为该区域内航标四周空旷,没有停船也很

少行船环境相对稳定,航标表现的特征明显、相似度高.

图 7 给出了另一组位于上海黄浦江复兴岛区域的实验数据,影像大小为 $3\,000 \times 3\,000$.图 7a 为原始影像数据;图 7b 为单类支持向量机分类后经过形态学对水域进行开运算处理后的二值图,其中白色区域为水域,黑色为非水域,1~16 编号的圆圈为经过灰度判定后的疑似航标点.由图 7b 可以看出,由于航标周围停泊船只的存在,部分航标空洞与停船空洞连为一体,导致航标无法提取.

实验中,共选择水体样本像素 1 725 个.对检测出的空洞进行面积筛选,大于 100 的空洞全部排除,再进行灰度判定,符合条件的则定为疑似目标,如图 7b.

对提取出的 16 个疑似目标进行两两自相关系数计算,取搜索窗口 8×8 ,待搜索窗口为 12×12 ,相似判断系数 0.7.最终得到的相关系数相关组为(1,5,9,10,11,14,16)、(7,8)、(12,13)、(2)、(3)、(4)、

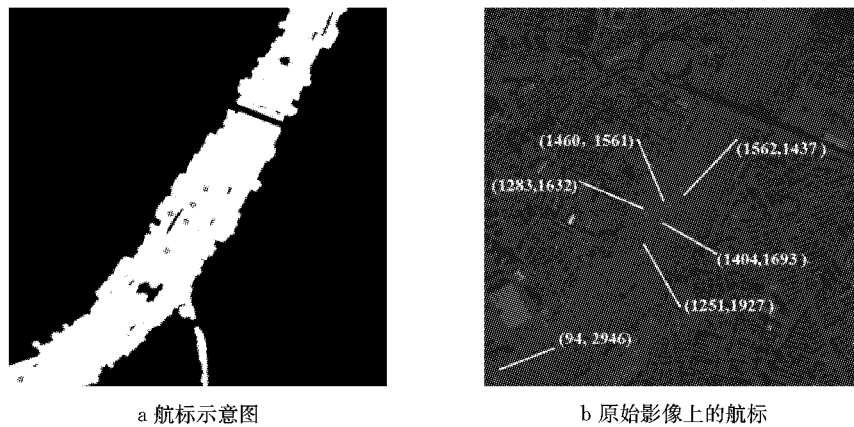


图 6 第 1 组实验数据提取结果
Fig.6 Detection results of Dataset 1

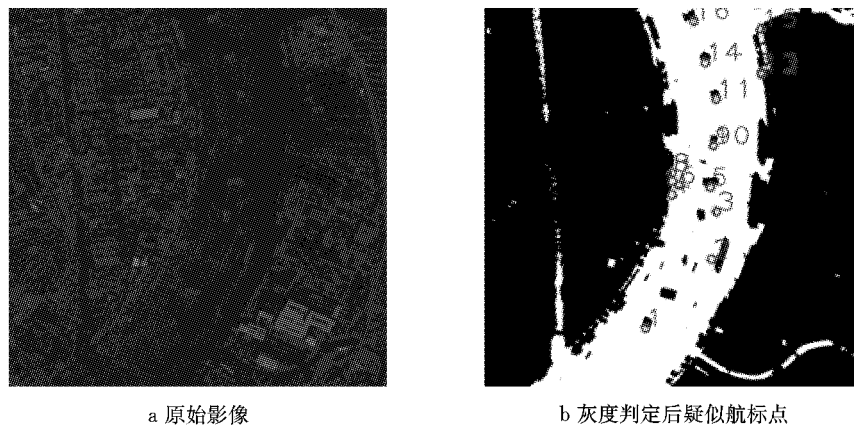


图 7 实验数据 2(上海市黄浦江复兴岛区域)
Fig.7 Dataset 2(Fuxing Island Area in Shanghai Huangpu River)

(6),其中剔除 2、3、4、6 没有相关的疑似航标. 最后确定 1,5,9,10,11,14,16 号候选目标即为检测出的航标. 研究中,笔者发现,9 航标与 10 航标实际为一个航标,是由分类过程中同一航标被分出两个空洞所致,针对这种情况,增加了距离差距判断,即认为当两个航标距离小于航标直径时认为两个航标为同

一个航标. 最大相关组(1,5,10,11,14,16).

图 8 将提取出的航标分别在分类二值图与原始图上进行显示,该区域共有 9 个航标,本算法检测出 6 个,没有虚警但存在漏检. 出现漏检的主要是因为航标附近存在停船,当距离较近时无法区分.

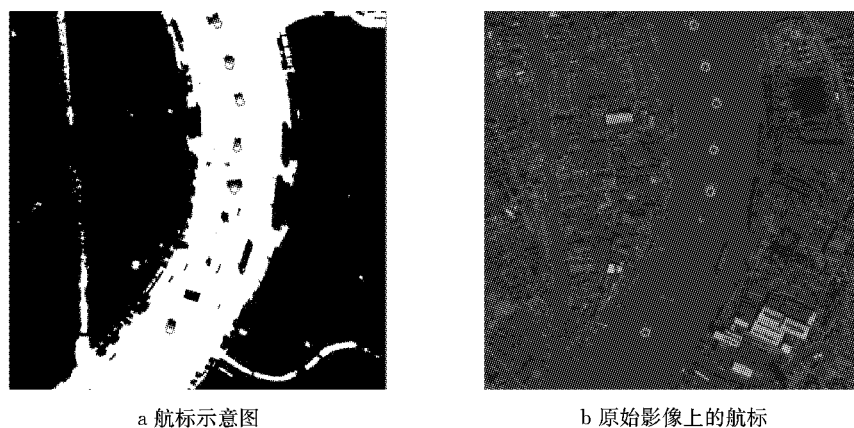


图 8 第 2 组实验数据提取结果
Fig.8 Detection results of Dataset 2

利用已提取的航标和河岸对航标曲线进行拟合,得到的方程如下:

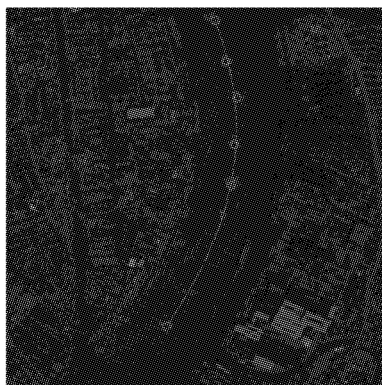
$$y = -0.432x^3 - 0.081x^2 + 0.324x + 0.071(8)$$

将曲线离散化后得到序列点,反算到原图像上如图 9a 所示. 设已知航标点序号依次为 1、2、3、4、5、9,未知航标点号依次为 6、7、8,则各点间距见表 1.

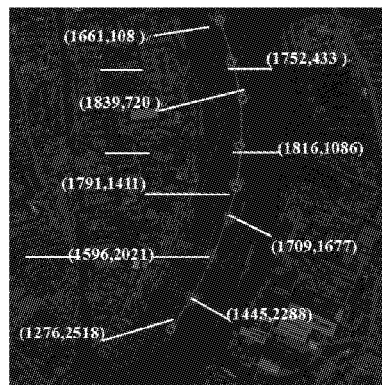
表 1 航标间距

Tab.1 Distance between two adjacent marks

	像素				
	1~2	2~3	3~4	4~5	5~9
距离	333	296	361	324	1 224



a 曲线拟合



b 检测出的漏检航标

图 9 漏检航标检测

Fig.9 Detection of the undetected navigation marks

航标的自动提取算法. 在 OCSVM 对影像进行水陆分割的基础上,通过空洞检测,得到候选目标物的中心点坐标及空洞面积. 针对候选目标,文中提出基于几何和灰度信息的目标提取、基于相关系数编组的目标提取和基于在线学习策略的漏检航标搜索等方法,分别对上海市南浦大桥区域及上海黄浦江复兴岛区域进行算法试验,完整地提取了两个区域的航标,验证了文中提出的方法的可行性.

基于学习策略的漏检航标搜索方法中,采用了三次曲线对航标的排列进行拟合,这种方法对河道较为平缓的区域效果较好,对几何形态较为复杂的河段不适用. 针对复杂河段检测漏检航标的新方法正在研究中,不包含在此文内容之中.

参考文献:

[1] 何智勇,章孝灿,黄智才,等. 一种高分辨率遥感影像水体提取技术[J]. 浙江大学学报:理学版,2000,66(8): 991.
HE Zhiyong, ZHANG Xiaocan, HUANG Zhicai, et al. A water extraction technique based on high-spatial remote sensing images[J]. Journal of Zhejiang University: Science Edition,

对相邻四段求均值 \bar{d} 与标准差 σ 得: $\bar{d}=328.9$ 、 $\sigma=23.3$. 于是有航标点在沿曲线方向的点位标准差约为 $\sigma/\sqrt{2}$, 即 16.5, 根据统计学可得, 航标会落在插值所得点为中心的 100×100 的窗口内 ($2\sigma/\sqrt{2} < 50 < 3\sigma/\sqrt{2}$). 逐像素查找航标点, 可得最优点如图 9b 中蓝色点, 此点即为漏检航标.

5 结论

本文针对高分辨率光学遥感影像,提出了一种

2000,66(8): 991.
[2] 翟辉琴. 基于数学形态学的遥感影像水域提取方法[J]. 测绘科学, 2006,31(1):22.
ZHAI Huiqin. A new algorithm for water area extracting from the remote sensing image based on morphologic method [J]. Science of Surveying and Mapping 2006,31(1):22.
[3] LI Zhen, LIU Yongxue, LI Manchun, et al. Automatic waterline pick-up based on improved embedded confidence [C]//18th International Conference on Geoinformatics. Beijing: [s. n.], 2010: 18-20.
[4] Li Wenkai, Guo Qinghua, Elkan C. A positive and unlabeled learning algorithm for one-class classification of remote-sensing data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2011,49(2): 717.
[5] Eldhuset K. An automatic ship and ship wake detection system for spaceborne SAR images in coastal regions [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1996, 34 (4): 1010.
[6] HUAN Ruohong, YANG Ruliang. SAR target recognition based on MRF and gabor wavelet feature extraction [C]//IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS 2008. Boston: IEEE,2008: 907-910.
[7] HE Zhiguo, LU Jun, KUANG Gangyao. A fast SAR target recognition approach using PCA features [C]//Fourth International Conference on Image and Graphics. Chengdu: [s. n.], 2007: 580-585.

- [8] LI Yu, SUN Xian, WANG Hongqi, et al. Automatic target detection in high-resolution remote sensing images using a contour-based spatial model[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2012,9(5): 886.
- [9] WU Wei, LUO Jiancheng, QIAO Cheng, et al. Ship recognition from high resolution remote sensing imagery aided by spatial relationship[C]//IEEE International Conference on Spatial Data Mining and Geographical Knowledge Services. Fuzhou: IEEE, 2011;567-569.
- [10] 汪闽, 骆剑承, 明冬萍. 高分辨率遥感影像上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.

~~~~~

(上接第 123 页)

- [9] 李瑞. 基于小波分析的工程机械液压缸故障特征提取研究[D]. 武汉: 武汉理工大学机电工程学院, 2012.
- LI Rui. Research on method of engineering machinery hydraulic cylinder's fault feature extraction based on wavelet analysis[D]. Wuhan: School of Mechanical and Electrical Engineering of Wuhan University of Technology, 2012.
- [10] 王利权. 基于神经网络的挖掘机工作装置液压系统故障诊断[D]. 贵阳: 贵州大学机械工程与自动化学院, 2006.
- WANG Liqun. Fault diagnosis for excavator working device based on artificial neural networks[D]. Guiyang: College of Mechanical Engineering and Automation of Guizhou University, 2006.
- [11] 廖力达. 挖掘机用柴油机噪声声源识别与特性研究[D]. 长沙: 中南大学机电工程学院, 2012.
- LIAO Lida. Noise source identification and noise characteristics study of excavator diesel[D]. Changsha: School of Mechanical and Electrical Engineering of Central South University, 2012.
- [12] 孙祖望, 张义甫, 郭德虎. 推土机动态性能试验的非平稳随机数据模型和处理方法[J]. 工程机械, 1988, 19(10): 22.
- SUN Zuwang, ZHANG Yifu, GUO Dehu. Non stable random data model of dynamic performance testing for bulldozers and data processing procedure[J]. Construction Machinery and Equipment, 1988, 19(10): 22.
- [13] 李晋善, 薛广兰. 农用运输车的载荷谱及应用[J]. 农业工程学报, 1999, 15(2): 55.
- LI Jinshan, XUE Guanglan. The load spectrum of farm vehicles and its applications[J]. Transactions of the Chinese Society of Agriculture Engineering, 1999, 15(2): 55.
- [14] 肖立波, 任建亭, 杨海峰. 振动信号预处理方法研究及其MATLAB实现[J]. 计算机仿真, 2010, 27(8): 330.
- XIAO Libo, REN Jianting, YANG Haifeng. Study on vibration signal preprocessing method based on MATLAB[J]. Computer Simulation, 2010, 27(8): 330.
- [15] 封常生. 小波分析在信号处理中的应用[D]. 上海: 上海交通大学理学院数学系, 2007.
- FENG Changsheng. Application of wavelet analysis on signal processing[D]. Shanghai: Department of Mathematics of Science College of Shanghai Jiaotong University, 2007.
- [16] Daubechies I. Ten lectures on wavelets[M]. Philadelphia: Society for Industrial and Applied Mathematics Press, 1992.