

◇ 研究报告 ◇

一种合成孔径声纳图像线目标提取方法*

韦琳哲^{1,2} 翟厚曦^{1,2} 江泽林¹ 张鹏飞¹ 张武¹ 刘纪元^{1†}

(1 中国科学院声学研究所 北京 100190)

(2 中国科学院大学 北京 100190)

摘要 本文研究了针对高分辨率合成孔径声纳图像中常见的管道、线缆等重要水下设施的线目标提取方法。基于图割理论的 Grab Cut 算法相比其他迭代算法具有较快的收敛速度,但需要人工辅助选定前/背景区域的初始化条件;为此,本文设计了基于尺度放缩后进行 Radon 变换的感兴趣区域提取环节,作为 Grab Cut 的初始化步骤解决方案,使之可以快速自动解译;此外,该优化方案还缩小了模型训练的样本容量,提升了直线目标的提取精度和效率。经实验验证,该方法可以快速准确地提取直线目标,且具有相对较强的鲁棒性。

关键词 合成孔径声纳, 图像分割, Radon 变换, Grab Cut

中图分类号: TB566

文献标识码: A

文章编号: 1000-310X(2016)03-0265-07

DOI: 10.11684/j.issn.1000-310X.2016.03.012

A line target extraction method of synthetic aperture sonar image

WEI Linzhe^{1,2} ZHAI Houxi^{1,2} JIANG Zelin¹ ZHANG Pengfei¹ ZHANG Wu¹ LIU Jiyuan¹

(1 Institute of Acoustics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

(2 University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

Abstract In this paper, a line target extraction method of underwater cables and pipes in synthetic aperture sonar (SAS) image has been discussed. The relatively novel method, Grab Cut, which is usually known for high convergence rate, requests an extra artificial aid to label the original area of foreground and background to initialize the algorithm. In case of that, a line region of interests (ROI) marking procedure based on Radon transform of resized image is proposed in this paper as a solution to the initialization of Grab Cut, which makes it possible for sonar images to be fast and automatically interpreted. Furthermore, the optimization also results in reduction of samples required by model training and increase of detection accuracy and efficiency. Finally, it is demonstrated in series of experiments on sonar images that the method is able to extract line targets fast and accurately, and is also relatively robust.

Key words Synthetic aperture sonar, Image segmentation, Radon transform, Grab Cut

2015-08-25 收稿; 2015-12-22 定稿

*国家自然科学基金项目 (11204343), 中科院声学所青年人才领域前沿项目 (Y454311211)

作者简介: 韦琳哲 (1991-), 男, 河北廊坊人, 硕士研究生, 研究方向: 水声成像与图像处理。

† 通讯作者 E-mail: ljy@mail.ioa.ac.cn

1 引言

合成孔径声纳作为重要的水下探测手段之一,一直以来因其相对优良的成像质量、形成的声图保持了水下目标的较多细节而备受关注。包括图像分割和水下目标提取在内的合成孔径声纳图像的自动解译,对于分析水底环境、开发水下资源具有重要价值。

合成孔径声纳图像本身成像质量不及一般光学图像,且受相干斑噪声影响较为严重,这使得许多经典、简洁的图像分割算法难以达到预期的效果。研究者们往往更多地寄望于基于概率模型、使用数值方法迭代求解极值的复杂算法^[1-5]。此外,随着目前合成孔径声纳成像精度的提高和应用规模的扩大,合成孔径声纳图像目标分析所处理的数据量日趋庞大,这些复杂算法执行效率较低的缺陷在工程应用中被不断放大。

在上述研究背景下,本文将目光投向具有较快收敛速度的迭代算法 Grab Cut;针对水下常见的直线目标(如线缆、管道),提出了基于 Radon 变换和 Grab Cut 的直线目标提取算法。

Grab Cut 对传统 Graph Cut 算法进行了改良,使用高斯混合模型(GMM)量化前景和背景区域的灰度特征,并以基于邻接图的最大流算法求解 Gibbs 能量函数极小值的形式,完成对图像各个像素的前/背景标注^[6-7]。该算法是一种交互式的图像分割算法,需要用户选定初始化的背景和前景区域。本文在 Grab Cut 基础上,使用经典的 Radon 变换方法快速获取直线目标所在区域,用以初始化 Grab Cut 算法,解决了 Grab Cut 需要人工辅助确定初始化条件的问题,并缩小搜索范围,提高了分割效率。

2 Grab Cut 算法

2.1 Grab Cut 算法框架

Grab Cut 是在经典的 Graph Cut 框架下运行的一种改进算法,应用了和 Graph Cut 相同的问题描述,即将图像分割等价于对每一像素点所属分类的判决(前景还是背景)^[8-9]。换言之,如果假定图像是由一系列像素的灰度值构成的矩阵 $\mathbf{I} = (I_1, \dots, I_n, \dots, I_N)$, 使用一种类似“透明度”的判据 α_n 来表征在 n 位置的像素属于前景的概率,那么对图像的分割就等价于求解

$\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_n, \dots, \alpha_N)$ 。在本文讨论的硬分割条件下, α_i 仅可取 0 和 1 两个值。

基于 Graph Cut 的不同算法中,设计者定义了不同的能量函数作为判据;进而图像分割就被转化为求解能量函数极值的最优化问题。

在 Graph Cut 框架下,这种最优化问题的解决是借助图论中的寻找最小割的算法完成的。Graph Cut 中,数字图像被量化为一张由源端点(Source,也称为s,代表前景)、像素点(Pixel)和汇端点(Sink,也称为t,代表背景)以及连接他们的有向边构成的图,如图1所示。

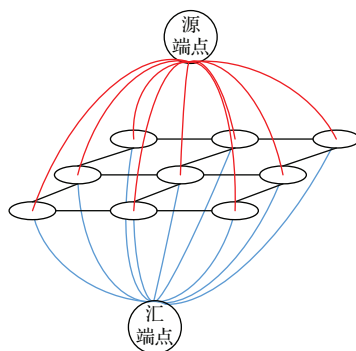


图1 Graph Cut 图割原理示意图

Fig. 1 An example of Graph Cut

源端点和像素点、像素点和汇端点间都存在有向边连接,权值为能量函数中的差异成分,即概率模型中该像素点属于前/背景的可能性。而对于像素点,仅相邻像素点间存在边,权值为能量函数中的近似成分,是根据割集内部图像平滑程度设计出的惩罚项。借助图论中的s-t最小割算法^[10-11],可求解出集内能量函数最小的s-t割集;这一割集将像素点归为前景(s)和背景(t)两类,即为图像在 Graph Cut 下的最优分割。

2.2 高斯混合模型及其在声图中的应用

在 Grab Cut 模型中,对图的边权值的定义是基于 GMM 模型和 Gibbs 场完成的,如式(1)所示:

$$E(\alpha, \mathbf{k}, \theta, \mathbf{I}) = U(\alpha, \mathbf{k}, \theta, \mathbf{I}) + V(\alpha, \mathbf{I}), \quad (1)$$

边权值中既包含基于 Gibbs 场做出的、表征图像局部平滑程度的惩罚项 V , 也包含以 GMM 为模型的全局成分 U , 代表像素点属于前/背景的可能性:

$$V(\alpha, \mathbf{I}) = \sum_{(m,n) \in \mathcal{C}} d(m,n)^{-1} \overline{\delta(\alpha_m - \alpha_n)} \times \exp(-\beta(I_m - I_n)^2), \quad (2)$$

$$U(\alpha, k, \theta, I) = \sum_n D(\alpha_n, k_n, \theta, I_n), \quad (3)$$

$$\begin{aligned} & D(\alpha_n, k_n, \theta, I_n) \\ &= -\lg \Phi(\alpha_n, k_n) + \frac{1}{2} \lg \left| \sum (\alpha_n, k_n) \right| \\ &+ \frac{1}{2} (I_n - \mu)^T \sum (\alpha_n, k_n)^{-1} (I_n - \mu), \quad (4) \end{aligned}$$

在式(4)中,对彩色图像而言, I_n 为向量,即RGB值;对于灰度图像而言则为实数,即灰度值。

Grab Cut使用由 K 个高斯分量(一般取 $K=5$)的高斯混合模型(GMM)对前/背景区域的灰度分布进行建模。在经典Grab Cut算法中,概率模型的设计主要考量其一般性,即在不同的应用场景特别是彩色图像中的适用性;而对声图而言,由于图像中仅包含灰度(亮度/强度)数据,GMM的参数自由度降为原来的 $1/3$ 。此外,高斯模型本身就是对实际情况的一种较平凡的估计,对于后向散射成像的SAS图像而言,瑞利模型是一个更贴合实际情况的近似。但GMM在声图中的表现也足以满足分割需求,所以概率模型的部分也就不作为本文探究的重点。

在上述的概率模型假设下,图1中各边的权值就由它所对应的分量唯一确定;如此一来,图像分割就变为求解使能量最小的最优化问题:

$$\alpha = \arg \min_{\alpha} E(\alpha, k, \theta, I), \quad (5)$$

在Graph Cut框架下,这一最优化问题可借助图的s-t最小割算法求解。

2.3 算法优缺点分析

从上述算法框架的介绍中不难看出,Grab Cut作为一种经图论优化的迭代算法,相比于传统直观求解最优化问题的方法具有较快的收敛速度。另外,算法采用了5个高斯分量的GMM对前景/背景区域进行建模,能够较为准确地概括两个分类的灰度特征,因此分割具备较高的可靠性。

但目前的Grab Cut框架仍然存在许多问题。算法对前景/背景模型的训练依赖于预设的初始化条件,这使得单纯依靠Grab Cut无法完成对图像的自动分割和目标提取。此外,虽然迭代过程对于前景区域采用了软分割的方式,弱化了前景区域初始化条件对于分割效果的干扰,但因初始化不精确而错误出现在背景区域的前景像素点仍将极大地影响算法最终的分割效果。算法的这一特点使得其对初始化提出了更高的要求。

3 基于Radon变换的直线标注和ROI粗提取

考虑到Grab Cut对人工辅助初始化的要求,为在Grab Cut框架下完成对水下图像的自动分割和目标提取,本文设计了额外的ROI粗提取环节,用以完成对Grab Cut的自动初始化。对于声图中的水下管道、线缆,针对直线的特征提取方法可以获得较好的ROI提取结果。

Radon变换是一种经典的全局直线特征提取方法^[12-13]。该算法用一组二维数值(如距离和斜率)离散的列出了图像中所有可能直线的集合,然后遍历图像,以像素投票的方式确定出各直线出现的概率,从而筛选出直线位置,原理示意图2。

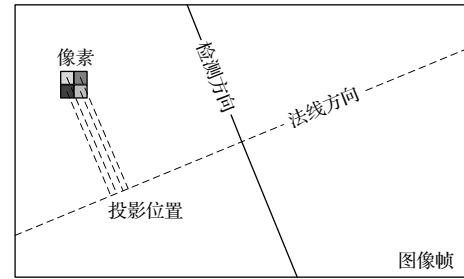


图2 Radon变换原理示意图

Fig. 2 A simple example of Radon transform

Radon变换的数学表达如下。在 xOy 平面中,直线可用下述方程表示:

$$\rho = x \cdot \cos \varphi + y \cdot \sin \varphi. \quad (6)$$

换言之,图像空间 (x, y) 中所有的直线均可表示为Radon空间 (ρ, φ) 的一个点。根据声图的性质,直线目标相比于背景往往具备较高的亮度;基于这样的假设,我们使用灰度值作为投票权重,令图像中所有像素点对经过它的直线进行投票,这一过程实际上完成了从像素空间 $I(x, y)$ 到Radon空间 $R(\rho, \varphi)$ 的映射:

$$\begin{aligned} R(\rho, \varphi) = & \iint I(x, y) \cdot \delta(\rho - x \cdot \cos \varphi \\ & - y \cdot \sin \varphi) dx dy, \quad (7) \end{aligned}$$

式(7)中 $I(x, y)$ 为 (x, y) 处像素值, $\delta(\cdot)$ 为狄拉克函数, $\delta(\rho - x \cdot \cos \varphi - y \cdot \sin \varphi)$ 表示当 (x, y) 位于直线 $\rho = x \cdot \cos \varphi + y \cdot \sin \varphi$ 上时,结果为1(进行投票),反之则为0(不投票)。

在Radon空间中合理设置阈值,即可筛选出极值 (ρ, φ) ,进而由式(6)反解出最有可能出现直线的位置。

在离散情况下,可设定固定间隔的角度 φ 和距离 ρ ,作为对Radon空间的近似。当目标像素的 ρ 值介于两条相邻直线之间时,可根据与二者的距离进行加权投票。

实际应用中,由于图像尺寸较大,基于全局投票的Radon变换对于图像尺度放缩并不敏感,本文算法将对图像进行尺度缩小和最大值滤波(强化目标特征),然后全图进行Radon变换确定直线位置;然后进一步的,为精确跟踪直线目标,对检测到的直线均匀分段进行局部的Radon变换,得到目标的折线近似。以折线为中轴,设置一定的宽度容限,可得到包含目标的带状区域,即所谓ROI;再扩大宽度容限则可在带状区域两侧得到背景区域。在接下来的Grab Cut环节中,需要根据ROI提取结果完成GMM初始模型训练,训练中同质化的样本并不能提高GMM参数估计的精度,反而会增加不必要的运算量;因此不宜设置过大的背景区域选取容限,基于Radon变换的线目标ROI提取方法流程如图3所示。

综上,借助Radon变换,本文方法完成了对线目标的折线近似和ROI粗提取,并以此作为Grab Cut的初始化条件,实现了声纳图像的自动线目标提取。

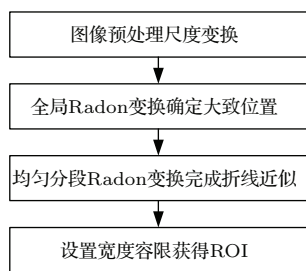


图3 本文中基于Radon变换的线目标ROI提取方法流程

Fig. 3 Flowchart of Radon-transform-based ROI extraction method

4 本文方法流程

总结上述两节,针对呈现线特征的水下目标,本文设计了如下提取算法:先通过分段Radon变换对目标进行折线近似,提取ROI,再利用ROI进行

前景和背景概率模型的初始训练,最后使用基于该概率模型的Grab Cut算法,迭代完成对线目标的提取。

该方法可分为基于Radon变换的ROI粗提取和Grab Cut两个主要环节。

在ROI粗提取过程中,为提高Radon变换效率,首先对图像进行尺度放缩;之后进行全局Radon变换,得到目标位置;再均匀分段,逐段进行局部Radon变换得到折线近似;最后以折线为中轴,根据图像分辨率设置宽度容限,完成ROI粗提取。

之后的Grab Cut环节,本文首先以ROI粗提取结果作为算法初始化时使用的前/背景区域,取代了经典Grab Cut算法中的人工辅助。之后,算法转入经典Grab Cut流程,即:根据前/背景区域完成高斯混合模型训练,计算Gibbs能量,并使用Max Flow算法求解极值,对图像进行分割;迭代上述“训练—分割”步骤直至收敛(目标区域像素数变换小于门限)。本文方法流程如图4所示。

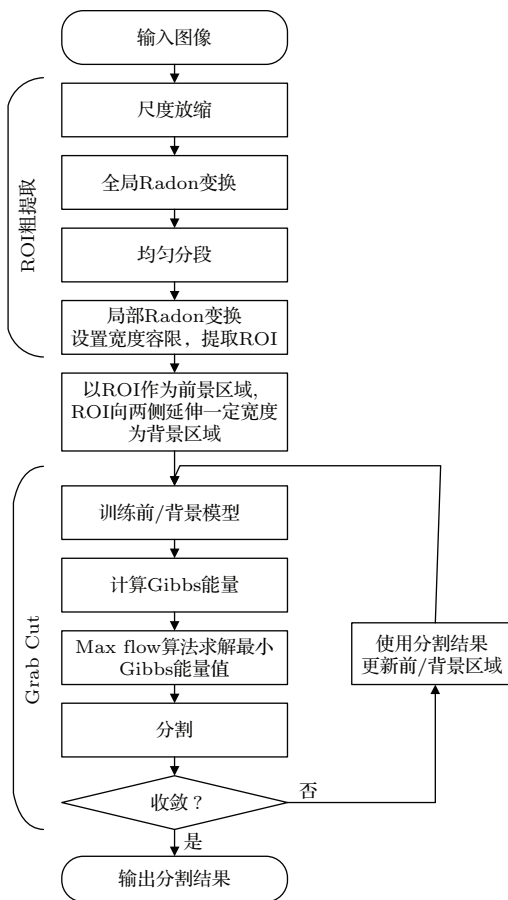


图4 本文方法流程图

Fig. 4 Flowchart of proposed method

5 实验结果

5.1 高信噪比声图线目标提取结果

本文首先对一幅包含管线的、尺寸为 5024×10336 像素的海底声图进行处理。成像使用高频合成孔径声纳,图像分辨率为 $0.12 \text{ m} \times 0.1 \text{ m}$;目标为输油管线,直径约60 cm左右。算法的处理结果如图5所示。图5(a)为原图;图5(b)位Radon变换标注图,红色X标记为分段Radon变换提取的直线特征点;图5(c)为线目标提取结果。

为更清晰的观察本文方法的细节表现,截取图5的一个局部,如图6所示。图6(a)为原图;

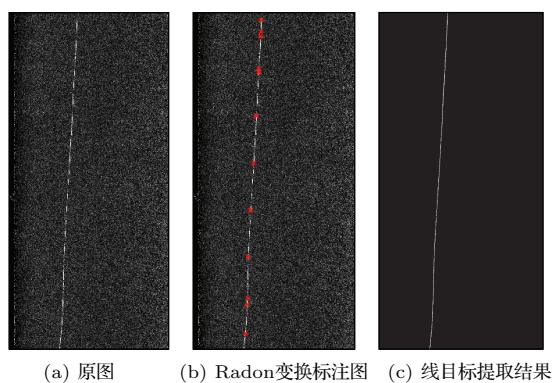


图5 高信噪比声图中的线目标提取结果

Fig. 5 Extraction result of line targets in a high-quality SAS image

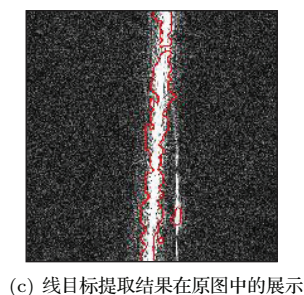
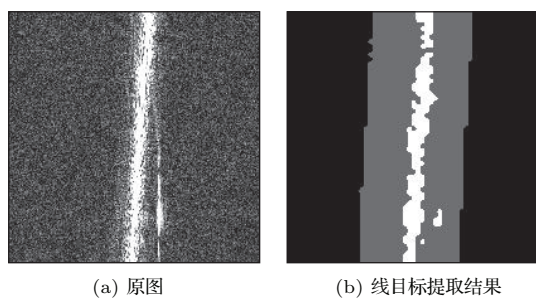


图6 图5的局部

Fig. 6 Performance of proposed method on a local part of the original image in Fig. 5

图6(b)为线目标提取结果,黑色部分为背景,灰色部分为分段Radon变换得到的ROI,白色部分为线目标提取结果;图6(c)为目标提取结果在原图中的展示,红色框中的部分为提取到的线目标。从图6(b)中可以看出,Radon变换方法正确给出了包含线目标的ROI,Grab Cut算法在此基础上较为完整的提取出了目标区域。

5.2 低信噪比声图线目标提取结果

接下来,本文对一幅信噪比相对较差的声图进行了实验。成像使用低频合成孔径声纳,图像分辨率为 $0.25 \text{ m} \times 0.2 \text{ m}$ 。处理结果如图7所示(根据声图分辨率信息,适当放大了ROI的宽度)。图7(c)中黑色区域为背景,灰色区域为ROI,白色区域为目标。

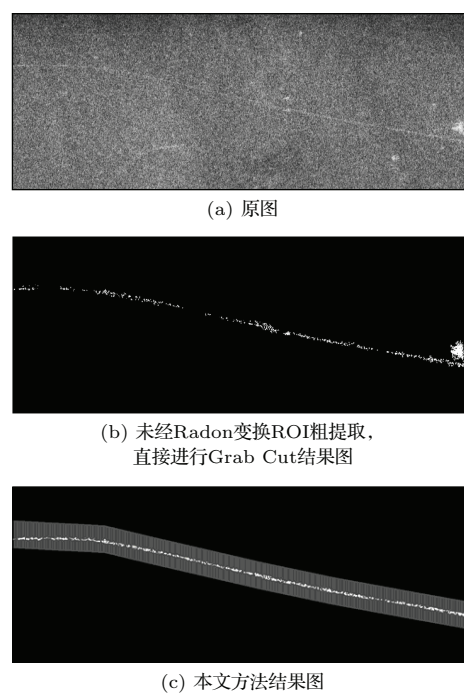


图7 低信噪比声图中的线目标提取结果

Fig. 7 Extraction result of line targets in a low-quality SAS image

图7的成像质量明显低于图5,且管线目标尺寸较小、本身也有局部掩埋,这导致目标在图像中出现了一定程度的断续,线目标的边缘也出现了模糊;但对本文方法而言,由于有全局Radon变换提取到的ROI作为约束条件,在提取结果中,目标区域仍然是连贯、完整的。这表明本文方法在针对低信噪比图像的线目标计算机自动检测和取任务中同样适用;借助以本文方法为基础的声纳处理软件对图像中的线目标进行自主检测,可以大大节省人工操作,提高效率。

5.3 性能分析

图8给出了本文做法相对于单纯使用经典Grab Cut方法(以略小于图像的矩形选择区域作为初始化条件)的提取性能比较。其中图8(a)为迭代过程中目标区域的像素数变化,图8(b)为每一次迭代所用的时间。具体数据见表1~2。

表1 本文方法与经典 Grab Cut 算法收敛速度(目标区域像素数/千像素)对比

Table 1 Comparison of proposed method with simple Grab Cut in convergence rate (unit: number of pixels in target area per thousand pixels)

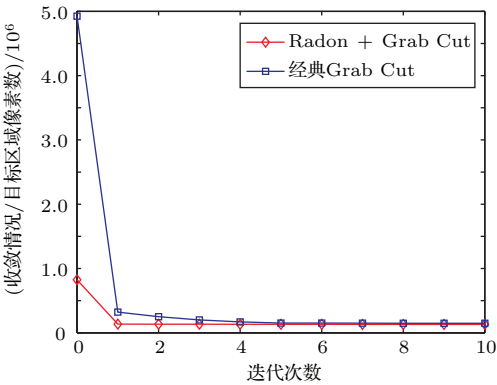
迭代次数	经典 Grab Cut	本文方法
0(原图)	4925	824
1	321	133
2	250	132
3	201	132
4	170	132
5	133	132
6	132	132
7	132	132
8	132	132
9	132	132
10	132	132

表2 本文方法与经典 Grab Cut 算法迭代用时(s)对比

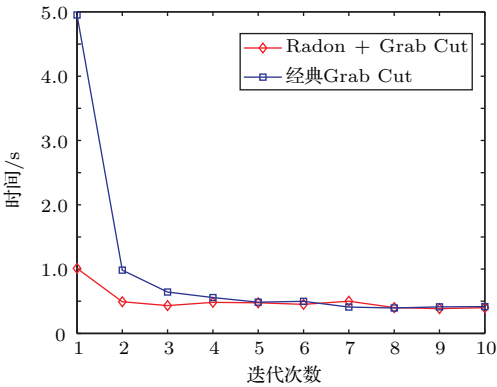
Table 2 Comparison of time spent using proposed method and simple Grab Cut (unit: second)

次数	单纯 Grab Cut	本文方法
1	4.95	1.01
2	0.99	0.49
3	0.64	0.43
4	0.56	0.48
5	0.49	0.48
6	0.43	0.46
7	0.41	0.50
8	0.40	0.40
9	0.41	0.39
10	0.42	0.40

一般来说,Grab Cut 均能在十次迭代内就基本收敛到目标区域;但正如我们所预期的,对于单纯使用 Grab Cut 算法的情况,由于初始化概率模型时参与训练的样本(像素点)数量较大,算法的前几次迭代耗时较多,也稍微放缓了迭代速度,在第四次迭代时才基本收敛到期望的目标区域。而依照本文方法,在基于 Radon 变换的 ROI 提取的辅助下,Grab Cut 算法有效缩减了初始化范围,大大降低了第一次迭代的时间消耗,且在第一次迭代过后就基本收敛到了目标区域。



(a) 二者的收敛速度对比



(b) 二者的运算效率对比

图8 本文方法与经典 Grab Cut 方法运算效率对比图

Fig. 8 Comparison of proposed method with simpleGrab Cut

6 结论

针对水下直线目标的特点和 Grab Cut 需要人工给定初始化条件的性质,本文提出了首先利用 Radon 变换进行 ROI 粗提取,再使用改进的 Grab Cut 进行目标精细分割的线目标提取方法。本文方法保留了 Grab Cut 收敛较快的优点,又解决了 Grab Cut 作为交互式算法对人工辅助选择初始化

前/背景区域的需求,对于信噪比较低的图像也能获得相对较理想的提取结果;且通过缩小初始化范围的方式减少了参与GMM训练的样本数,进一步提升了收敛速度,降低了时间开销。对实际合成孔径声纳图像的处理结果,验证了提出方法的有效性。

参 考 文 献

- [1] KASS M, WITKIN A, TERZOPOULOS D. Snakes: active contour models[C]. IEEE International Conference on Computer Vision, 1987: 259–268.
- [2] 许文海, 续元君, 董丽丽, 等. 基于水平集和支持向量机的图像声呐目标识别[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(1): 49–57.
XU Wenhai, XU Yuanjun, DONG Lili, et al. Level-set and SVM based target recognition of image sonar[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(1): 49–57.
- [3] MYERS V, WILLIAMS D P. Adaptive multiview target classification in synthetic aperture sonar images using a partially observable Markov decision process[J]. IEEE Journal Oceanic Engineering, 2012, 37(1): 45–55.
- [4] BRYNER D, SRIVASTAVA A. Shadow segmentation in SAS and SAR using Bayesian elastic contours[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2013: 375–380.
- [5] 赵莉丽. 基于局部水平集和非局部MRF的SAR图像分割方法[D]. 成都: 西南交通大学, 2014.
- [6] ROTHER C, KOLMOGOROV V, BLAKE A. Grab Cut: interactive foreground extraction using iterated graph cuts[J]. ACM Transactions on Graphics, 2004, 23(3): 309–314.
- [7] 张东萍. 改进 Grab Cut 算法在无人机影像船只识别中的应用与研究[D]. 天津: 天津大学, 2013.
- [8] BOYKOV Y, JOLLY M P. Interactive graph cuts for optimal boundary and region segmentation of objects in N-D images[C]. IEEE International Conference on Computer Vision, 2001.
- [9] 陈华杰, 吴香伟, 薛安克. 一种基于 Graph Cuts 的 SAR 图像分割方法[J]. 光电工程, 2010, 37(5): 104–109.
CHEN Huajie, WU Xiangwei, XUE Anke. A new algorithm based on Graph Cuts for SAR image segmentation[J]. Opto-Electronic Engineering, 2010, 37(5): 104–109.
- [10] Max-Flow Min-Cut Theorem[EB/OL]. [2015-07-12]. https://en.wikipedia.org/wiki/Max-flow_min-cut_theorem.
- [11] FANDOS R, SADAMORI L, ZOUBIR A M. High quality segmentation of synthetic aperture sonar images using the min-cut/max-flow algorithm[C]. 19th European Signal Processing Conference, 2011: 51–55.
- [12] REY M T, TUNALEY J K E, FOLINSBEE J T. Application of Radon transform techniques to wake detection in Seasat-A SAR images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1990, 28(4): 553–560.
- [13] 王世庆, 金亚秋. SAR 图像船行尾迹检测的 Radon 变换和形态学图像处理技术[J]. 遥感学报, 2001, 5(4): 289–294.
WANG Shiqing, JIN Yaqiu. Ship wake detection in SAR images based on radon transformation and morphologic image processing[J]. Journal of Remote Sensing, 2001, 5(4): 289–294.