

多波束声呐水柱图像中气泡羽状流目标探测 研究进展

孟俊霞¹, 严俊²

(1. 安徽建筑大学 土木工程学院, 安徽 合肥 230601; 2. 安徽大学 资源与环境工程学院, 安徽 合肥 230601)

摘要: 多波束声呐水柱图像数据可以获得从换能器到海底的完整声学信息, 通过其对气泡羽状流目标探测是发现海底可燃冰渗漏的一种重要途径, 是目前海洋调查与监测中的重要观测内容。本文首先介绍多波束水柱数据的数据结构与成像原理, 然后针对目前研究存在的图像噪声大且成因复杂、目标识别方法效率较低、气泡羽状流目标难以准确分割等问题, 依次概述当前的研究进展, 为海底可燃冰的勘探与监测相关研究提供理论基础。

关键词: 多波束声呐水柱图像; 气泡羽状流; 目标探测; 噪声削弱; 深度学习

中图分类号: P229

文献标识码: A

文章编号: 2095-8382(2021)04-028-07

Advances in the Detection of Bubble Plume Targets in Multibeam Sonar Water Column Images

MENG Junxia¹, YAN Jun²

(1. College of Civil Engineering, Anhui Jianzhu University, Hefei 230601, China;

2. School of Resources and Environmental Engineering, Anhui University, Hefei 230601, China)

Abstract: The multibeam sonar water column image data can obtain complete acoustic information from the transducer to the seafloor. The detection of bubble plume targets through it is an important way to discover the leakage of seafloor combustible ice, and it is an important observation content in ocean survey and monitoring. The paper first introduces the data structure and imaging principle of multibeam water column data, and then summarizes the current research progress in order to provide a theoretical basis for the exploration and monitoring of seafloor combustible ice based on the main problems in the current research, including large image noise and complex causes, low efficiency of target recognition methods, and difficulty in accurate segmentation of bubble plume targets.

Keywords: multibeam sonar water column image; bubble plume; target detection; denoising; deep learning

海底可燃冰是人类新能源的重要组成部分, 如何探测并发现海洋中的可燃冰是目前的研究热点, 对于国家和人类可持续发展都具有重要的意义。当海底固态的可燃冰发生渗漏时, 会挥发成甲烷气体, 形成从海底向上溢出的气泡羽状流^[1], 如何准

确探测到这些气泡羽状流成为发现海底可燃冰的重要途径之一。同时, 对于已经确定的可燃冰渗漏区域进行渗漏气泡羽状流监测也是海洋调查的重要内容。声学探测法是目前最为常见和有效的水下探测手段, 通过声呐设备记录的回波强度数据可

收稿日期: 2020-11-30

基金项目: 国家自然科学基金(41906168); 安徽建筑大学博士科研启动基金(2018QD45); 安徽省自然科学基金(1908085QD161); 安徽省高校自然科学研究重点项目(KJ2019A0024)

作者简介: 孟俊霞(1988-), 女, 博士, 讲师, 主要从事海洋测绘方面的教学与研究。

以直接获取声呐水柱图像,进而实现对海底渗漏气泡羽状流的直接观测。然而由于存在声呐水柱图像中噪声较为复杂、气泡羽状流目标识别效率低以及难以准确分割的问题,如何高效和准确地识别与分割声呐水柱图像中的气泡羽状流目标,成为目前重要且亟待解决的问题。

声呐水柱图像目前主要通过单波束和多波束声呐^[2]来获得,进而对海底的气泡羽状流进行探测。单波束声呐虽然具有价格低廉、安装简单、便携性强的优势,但是由于单波束每次发射波束只能获取到正下方的水柱回波情况,因而探测区域极为有限,目前主要适用于浅水区域以及已经探明气泡羽状流位置的海域。而多波束声呐由于一次发射可以获取多个波束的回波信息,从而可以形成一个扇面的水柱图像,具有更广的覆盖范围以及更多的可视区域,更加适合中深水域和面积水域测量,尤其在海底可燃冰渗漏的调查与监测中应用更为广泛。因此,多波束声呐是目前探测海底气泡羽状流的最主要设备之一,如图1所示。研究者广泛利用常见的声呐设备(如Kongsberg公司EM710/EM122、Teledyne Reson公司SeaBat7125、R2Sonic公司Sonic2024等)进行水体目标(如鱼群^[3-5]、海底气泡羽状流^[6-9]、沉船^[10-12]等)的探测。其中,利用多波束声呐进行海底气泡羽状流渗漏探测和识别的研究是目前研究的重点与热点之一。

然而,由于多波束声呐受到外部环境以及自身因素影响,多波束水柱图像噪声能级过大,进而给水柱图像中气泡羽状流目标的准确探测带来困难。目前主要存在的问题有:(1)水柱图像噪声大且成因复杂。由于受到外部环境噪声、声呐自身波束模式、辐射畸变等多种因素的影响,多波束水柱图像中噪声能级过大,往往干扰到有效目标的正常显示

与探测,甚至会让目标淹没在噪声之中。同时由于成因复杂,水柱图像噪声难以被传统的削噪方法削弱。(2)气泡羽状流目标识别方法效率较低。传统的目标识别方法主要依据目标特征的寻找,而水柱图像中目标的特征往往不够明确,导致了识别精度较低,目前还需要人工干预,效率不高,进而限制了水柱图像的进一步应用。(3)气泡羽状流目标难以准确分割。目前的目标分割方法主要针对具有明显轮廓特征的光学图像,对于声呐图像适用性较差,对水柱图像中气泡羽状流的准确分割方法仍然是目前研究的热点。下面将先介绍多波束水柱数据的数据结构与成像原理,然后针对目前研究主要存在的问题,依次概述当前的研究进展,为海底可燃冰的勘探与监测相关研究的进一步发展提供理论基础。

1 多波束水柱数据的成像原理

相对于传统的多波束测深数据和海底后向散射回波数据,多波束水柱影像携带了波束从换能器到海底的完整声学信息^[13],给人类带来探索和理解海水水体的新方法。一般情况下,多波束水柱数据采集量约相当于多波束测深数据的350~700倍,约相当于回波片段数据的255~510倍,同时也远超侧扫声呐的数据采集量^[14]。早期的多波束声呐系统由于技术的限制,只能采集测深和回波片段数据,随着近几年的多波束系统、计算机模块的发展和网络传输的提高,使得多波束水柱数据的采集和处理成为现实。多波束水柱数据的获得给渔业、海洋生态环境研究以及海底资源探测等研究提供了崭新的解决方案^[5,13]。

多波束水柱数据的常见图像有垂直航迹的脉冲断面图像和沿航迹的断面图像,如图2所示。垂

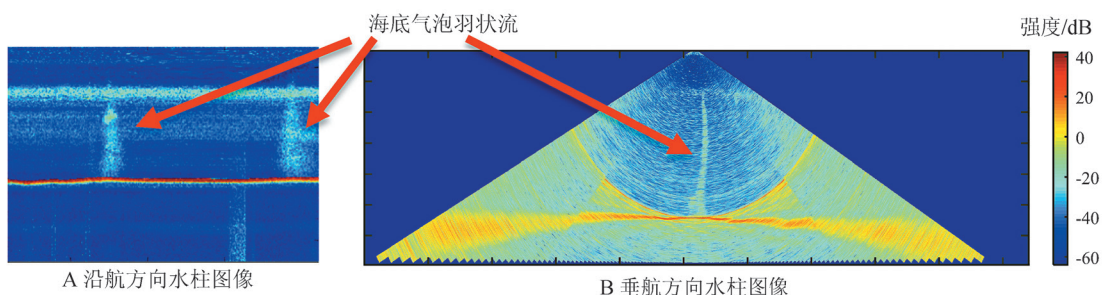


图1 多波束声呐探测海底气泡羽状流

直航迹的脉冲断面显示又可以分为时间 - 角度和深度 - 垂直航迹图像两种方式^[15]。其中时间 - 角度水柱图像,波束采样点的双程旅行时间为横轴,增长方向为正,波束的指向角为纵轴。而深度 - 垂直航迹水柱图像中,采样点的垂直航迹距离为横轴,深度为纵轴,增大方向为负。时间 - 角度水柱图像中,平坦的海底将以抛物线的方式展现。而深度 - 垂直航迹水柱图像可直观展示真实海底和水体影像,如图 1B 所示。

当多波束发射器发出一次脉冲(Ping)后,换能器接收阵列对每个波束按照等时间间隔采样记录当前的后向散射强度。图 3 中,对于某一个指向角方向为 θ 的波束,接收器阵列按照等时间间隔采样得到 $S_1, S_2, \dots, S_i (i=1:N)$ 共 N 个采样点。在声速 $V(\text{m/s})$ 不变的情况下,根据仪器固定的采样率 $F(\text{Hz})$,可以得到第 i 个采样点的往返传播时间为

$$T_i = i / F \quad (1)$$

则第 i 个采样点的斜距为

$$S_i = \frac{VT_i}{2} = \frac{iV}{2F} \quad (2)$$

根据该波束的指向角 θ ,进而得到第 i 个采样点在深度 - 垂直航迹坐标系下的垂直航迹距离 y_i 和深度 z_i ,分别为

$$\begin{aligned} y_i &= S_i \sin \theta = \frac{iV \sin \theta}{2F} \\ z_i &= S_i \cos \theta = \frac{iV \cos \theta}{2F} \end{aligned} \quad (3)$$

随着深度的增加,相邻波束之间的距离越来越大。为了构建完整的水柱图像,可以利用相邻波束的位置和回波强度,选择合适的内插方法(如线性

内插)得到空白位置的回波强度。

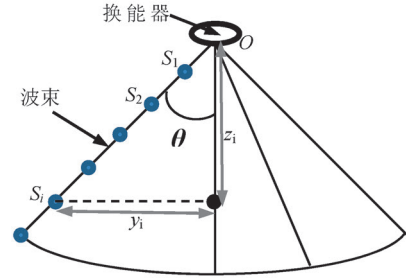


图 3 水柱数据中 Ping 断面下波束采样点位置

沿航断面显示则是将每个脉冲断面下的特定指向角波束的采样数据按照航迹位置依次展开在一张平面上所得,如图 2B 所示,其中每个波束的采样点的位置同样通过公式(3)获得。

2 多波束水柱图像的噪声削弱

由于受到旁瓣干扰严重,加上复杂的水体环境,多波束水柱图像中噪声能级往往较大,声呐水柱图像的噪声削弱一直是研究的热点之一。国内外的一些研究工作中对于声呐图像的噪声削弱处理常使用一些常规的处理方法,包括中值滤波、滑动平均滤波等方式。但是通用的噪声削弱方法对声呐水柱图像效果往往并不好,这主要是由于水柱图像自身噪声能级较大,且具有一定的系统性与随机性。

有研究者考虑利用噪声自身的阈值来实现噪声的削弱,噪声与目标强度之间的声强阈值可以通过多波束多个频率下的水柱图像来合理确定^[16-19],利用阈值法既可以探测水柱图像中的目标,又可以实现对噪声的削弱。然而简单的阈值法很容

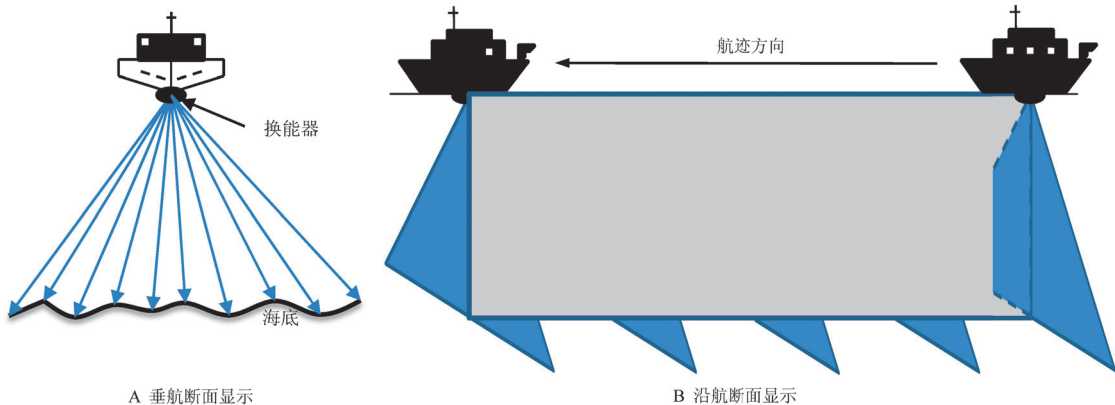


图 2 多波束声呐水柱图像数据的垂直航断面图与沿航断面图

易混淆有效目标与高能级的噪声。对同一时间 - 角度水柱图像分别设置不同的阈值,获得结果如图 4 所示,从结果中也可看出对于阈值的合理确定需要进一步深入的研究。

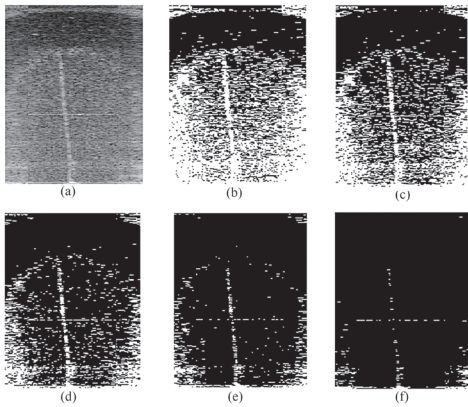


图 4 时间 - 角度水柱图像 (a) 和设置阈值为 -35 (b)、-30 (c)、-25 (d)、-20 (e) 和 -15 (f) 后目标与噪声的分离结果

也有研究者研究水柱数据中旁瓣干扰分布特性,来削弱旁瓣影响^[20]和基于水柱图像交集和差集运算削弱背景噪声^[21],综合提高水柱图像质量。还有研究者考虑多波束声呐的各扇区波束发射频率不同,根据不同噪声的特点分布情况,分扇区绘制平均波束曲线^[22],从而构建水柱图像的噪声模

型,如图 5 所示。然而研究中仅仅考虑单一情况下的噪声模型,对于复杂的海况情况适用性并不强。同时,一些研究者对于质量较好的声呐图像引入了恒虚警率 (Constant False Alarm Rate, CFAR) 技术并取得较好的目标探测结果^[23-24],但是对于复杂噪声下水柱图像仍需进一步研究。一种思路是利用全局 CFAR 方法在二维垂航方向的水柱图像中实现噪声的削弱,证明了 CFAR 在水柱图像噪声削弱中的有效应用^[25],结果如图 6 所示,但是没有考虑到沿航方向的变化,对于阈值的确定仍然需要一定的人工干预以及目标形态信息的辅助判定。过小的阈值会导致噪声无法消除,而过大的阈值则会使得目标变小。

3 气泡羽状流目标识别

如何自动且准确地识别出水柱图像中的有效目标,尤其是气泡羽状流目标是当前研究的热点,能够进一步地提高水柱图像的应用。水下目标的识别往往利用声呐图像目标的灰度特征^[26],或者目标的声学特征进行目标识别以及分类^[27]。由于声呐水柱图像的特殊性,对于声呐水柱图像气泡羽状流目标的识别主要基于气泡羽状流目标自身的强度以及形态特征来识别^[28]。对于气泡羽状流目标可以利用其特征与分类器方法结合,从而实现

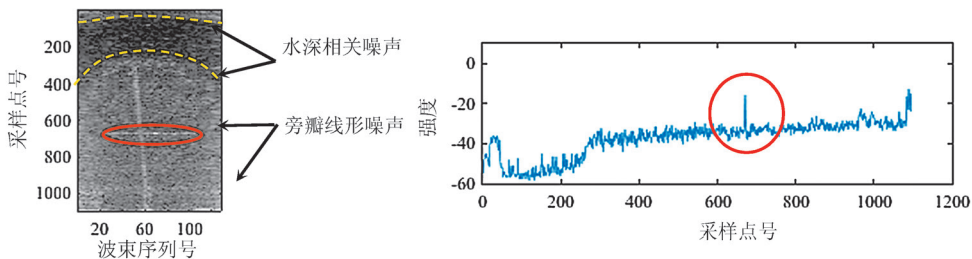


图 5 时间 - 角度水柱图像噪声特点与对应的中间扇区平均波束曲线

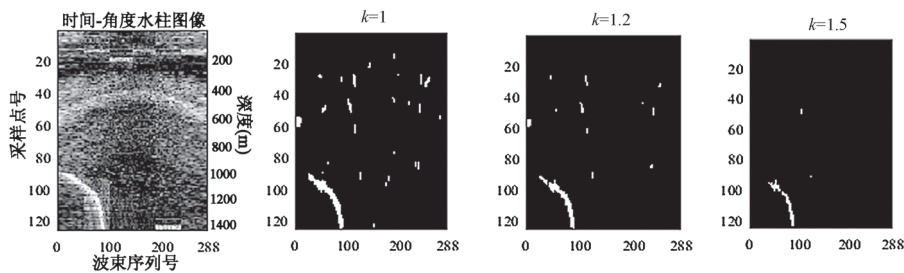


图 6 不同 CFAR 阈值 ($\mu+k\sigma$, μ 是期望值, σ 是标准差, $k=\Phi^{-1}(1-P_{fa})$, P_{fa} 为给定虚警概率) 下二维时间 - 角度水柱图像背景噪声削弱

分类效果,研究证明基于 BOW (bag of visual words/bag of words) 特征和 Quadratic SVM (support vector machine) 分类器可以在较短的时间内得到较好的分类结果 [25],如图 7 所示。

近几年深度学习中的卷积神经网络在图像识别与目标检测等领域取得了较大进展,卷积神经网络引入声呐图像中能有效地提高声呐图像目标识别的效率和精度。然而由于声呐图像目标的特殊性且样本往往较少,通过卷积神经网络训练的模型识别精度不高 [29-30],深度学习在声呐图像上的应用仍需进一步研究。现有训练获得的卷积神经网络模型许多采用特定数据类型驱动的方式 [31],但是模型对于其他类型的声呐数据适用性较差,模型的应用领域较为有限,因而需要研究针对水柱图像的现有模型的调整。针对声呐图像目标样本较少的情况,可以通过对声呐图像进行多视图下的数据增量,实现训练数据的有效增加 [32],同时也说明了声呐图像样本数据需要进一步处理。针对气泡羽状流目标的形态特点,参考现有成熟网络结构,在足够样本训练下,卷积神经网络模型可以得到较高的识别精度 [25],其网络结构如图 8 所示。基于该模型的水柱图像气泡羽状流识别结果如图 9 所示。

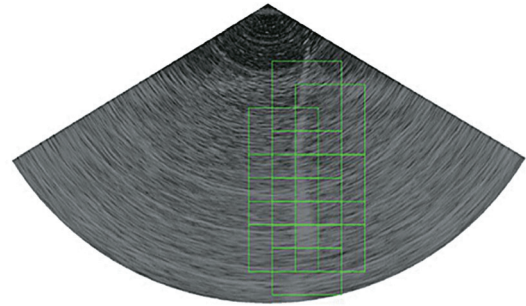


图 9 基于新建卷积神经网络模型的深度 - 垂直航迹水柱图像气泡羽状流探测识别结果 (方框内为探测到的气泡羽状流目标)

4 气泡羽状流目标分割

声呐图像的目标分割一直是声学图像的重要研究方向之一。在多波束水柱目标识别的基础上,如何实现目标的准确分割是水柱图像进一步应用的关键,对于海底天然气水合物渗漏量的相关研究有着重要研究意义。对声呐图像中的目标分割常利用目标的回波强度特征实现阈值分割,但由于水柱图像中噪声较大,分割出的目标往往形状不完整、轮廓不准确。对于质量较好的声呐图像可以利用基于数学模型的中性集和量子粒子群优化算

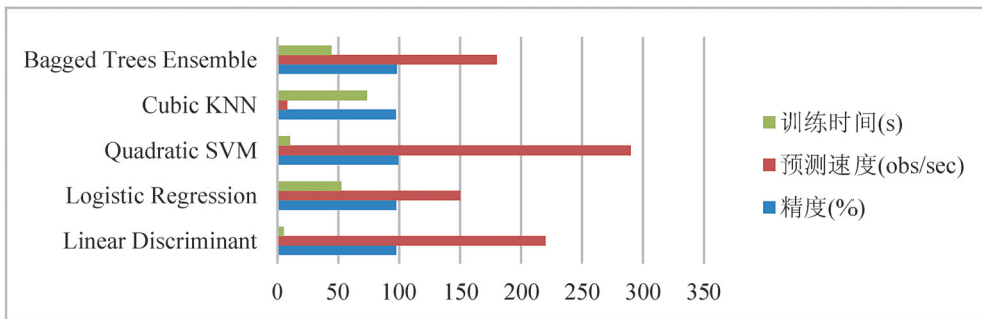


图 7 基于 BOW 特征 +Quadratic SVM 分类器优选

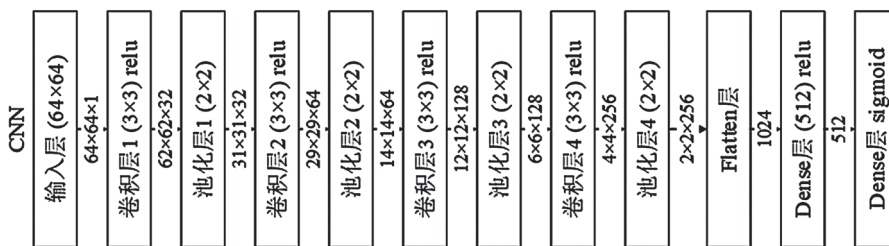


图 8 适合于气泡羽状流目标识别的卷积神经网络模型

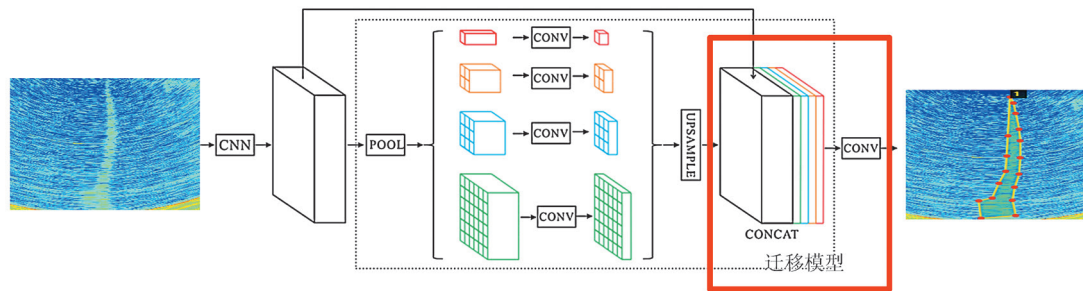


图10 语义分割深度学习模型的迁移学习

法^[33]、非局部降斑和主动轮廓模型^[34]等方式实现较好的目标分割效果,然而这些模型对于多波束声呐水柱图像的适用性仍然需要进一步研究。由于海底气泡羽状流在强度特点之外还具有一定的形态特征,通过对水柱图像自身的语义进行分割可以有效地降低噪声的干扰,从而提高分割的准确度。随着近年来深度学习的发展,语义分割的深度学习模型得到全面发展,很多的模型被提出并且获得较好的应用前景^[35-37]。将现有的语义分割模型迁移到对于水柱图像的气泡羽状流目标分割,能够有效地提高气泡羽状流目标分割的自动化与精度,是目前水柱图像分割研究的重点,如图10所示。

5 结论

多波束声呐水柱图像给海底资源探测与生态环境保护的研究提供了新的方法与手段。作为可燃冰资源勘探中重要目标,气泡羽状流的准确探测成为当前海洋测绘的研究热点。本文从多波束水柱图像的成像原理与应用开始,依次从水柱图像的噪声削弱、水柱图像目标的识别和水柱图像目标的分割三个方面探讨了当前的研究进展。

由于海洋环境的复杂性和声呐成像机制的影响,多波束水柱图像中噪声削弱始终是研究的前提,后续可研究不同海域噪声分布情况,开展基于CFAR相关方法的噪声削弱和目标探测研究。机器学习方法逐渐广泛应用于水柱图像目标的识别,后续可开展进一步的特征和分类器优选、适用于水柱图像的卷积神经网络模型的研究,提高目标识别的精度。而语义分割算法在水柱图像中的应用可以帮助更准确地获得气泡羽状流的含量,后续可开展适合气泡羽状流目标的语义分割模型研究,从而进一步提高多波束水柱图像的应用。

参考文献:

- [1] 李灿苹,刘学伟,赵罗臣.天然气水合物冷泉和气泡羽状流研究进展[J].地球物理学进展,2013,28(2):1048-1056.
- [2] 赵建虎,陆振波,王爱学.海洋测绘技术发展现状[J].测绘地理信息,2017,42(6):1-10.
- [3] Guillard J, Balay P, Colon M, et al. Survey boat effect on YOY fish schools in a pre-alpine lake: evidence from multibeam sonar and split-beam echosounder data[J]. Ecology of Freshwater Fish, 2010, 19(3): 373-380.
- [4] Innangi S, Bonanno A, Tonielli R, et al. High resolution 3-D shapes of fish schools: a new method to use the water column backscatter from hydrographic MultiBeam Echo Sounders[J]. Applied Acoustics, 2016, 111: 148-160.
- [5] Colbo K, Ross T, Brown C, et al. A review of oceanographic applications of water column data from multibeam echosounders[J]. Estuarine, Coastal and Shelf Science, 2014, 145: 41-56.
- [6] von Deimling J S, Papenberg C. Technical Note: Detection of gas bubble leakage via correlation of water column multibeam images[J]. Ocean Science, 2012, 8(2): 175-181.
- [7] 梅赛,赵铁虎,杨源,等.甲烷羽状流水体声学探测及气体运移通量测算[J].海洋地质前沿,2013,29(3):53-59.
- [8] Weber T C, Mayer L, Jerram K, et al. Acoustic estimates of methane gas flux from the seabed in a 6000 km² region in the Northern Gulf of Mexico[J]. Geochemistry, Geophysics, Geosystems, 2014, 15(5): 1911-1925.
- [9] Weber T C. Mapping methane gas seeps with multibeam and split-beam echo sounders[J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2017, 141(5): 3949.
- [10] Hughes Clarke J E, Brucker S, K C. Improved Definition of Wreck Superstructure using Multibeam Water Column[J]. Lighthouse. 2006, 5: 1-2.
- [11] Wyllie K, Weber T C, Armstrong A. Using Multibeam Echosounders for Hydrographic Surveying in the Water

- Column: Estimating Wreck Least Depths[C]. Proceedings of the US Hydrographic Conference, National Harbor, MD, 16–19 Mar 2015.
- [12] 李东辉, 郑双强, 陈建兵, 等. 多波束声呐水体影像沉船自动提取方法[J]. 海洋科学, 2019, 43(3): 11–18.
- [13] 阳凡林, 韩李涛, 王瑞富, 等. 多波束声呐水柱影像探测中底层水域目标的研究进展[J]. 山东科技大学学报(自然科学版), 2013, 32(6): 75–83.
- [14] R2Sonic. SONIC 2024/2022 BROADBAND MULTIBEAM ECHOSOUNDERS Operation Manual V4.1 [EB/OL]. 2012.
- [15] Hughes Clarke J E. Applications of multibeam water column imaging for hydrographic survey[J]. Hydrographic Journal. 2006, 4: 1–33.
- [16] Weber T C, Jerram K, Mayer L. Acoustic sensing of gas seeps in the deep ocean with split-beam echosounders[C]// Edinburgh, Scotland. Acoustical Society of America, 2012: 2–6.
- [17] Marques CR, Hughes Clarke JE. Automatic mid-water target tracking using multibeam water column[C]. CHC 2012 The Arctic, Old Challenges New Niagara Falls, Canada, 15–17 May 2012.
- [18] 郑双强. 多波束水体影像的目标检测[D]. 青岛: 山东科技大学, 2018.
- [19] 龙睿捷, 王胜平. 多波束水柱影像中三维羽流数据提取方法研究[J]. 江西科学, 2019, 37(4): 615–620, 631.
- [20] 权永崢, 冯秀丽, 丁咚, 等. 多波束水体数据中旁瓣干扰处理方法研究[J]. 中国海洋大学学报(自然科学版), 2019, 49(7): 64–70.
- [21] 汪诗奇, 张红梅, 赵建虎. 多波束水体影像中噪声干扰的削弱方法研究[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2019, 44(4): 539–545.
- [22] Zhao J H, Meng J X, Zhang H M, et al. Comprehensive detection of gas plumes from multibeam water column images with minimisation of noise interferences[J]. Sensors, 2017, 17(12): 2755.
- [23] Acosta G G, Villar S A. Accumulated CA – CFAR process in 2–D for online object detection from sidescan sonar data[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2015, 40(3): 558–569.
- [24] 张万远, 王雪斌, 周天, 等. 基于多波束测深声呐的水中气体目标检测方法[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2020, 41(8): 1143–1149.
- [25] 孟俊霞. 多波束水柱数据中气泡羽状流探测方法与研究[J]. 测绘学报, 2019, 48(8): 1070.
- [26] Wang X, Zhao J H, Zhu B Y, et al. A side scan sonar image target detection algorithm based on a neutrosophic set and diffusion maps[J]. Remote Sensing, 2018, 10(2): 295.
- [27] Hughes J B, Hightower J E. Combining split-beam and dual-frequency identification sonars to estimate abundance of anadromous fishes in the Roanoke river, north Carolina[J]. North American Journal of Fisheries Management, 2015, 35(2): 229–240.
- [28] Ostrovsky I, McGinnis D F, Lapidus L, et al. Quantifying gas ebullition with echosounder: the role of methane transport by bubbles in a medium-sized lake[J]. Limnology and Oceanography: Methods, 2008, 6(2): 105–118.
- [29] Lee S. Deep learning of submerged body images from 2D sonar sensor based on convolutional neural network[C]//2017 IEEE Underwater Technology (UT). February 21–24, 2017, Busan, Korea (South). IEEE, 2017: 1–3.
- [30] Valdenegro-Toro M. Improving sonar image patch matching via deep learning[C]//2017 European Conference on Mobile Robots (ECMR). September 6–8, 2017, Paris, France. IEEE, 2017: 1–6.
- [31] C S Ribeiro P O, M dos Santos M, L J Drews P, et al. Forward looking sonar scene matching using deep learning[C]//2017 16th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA). December 18–21, 2017, Cancun, Mexico. IEEE, 2017: 574–579.
- [32] Williams D P, Dugelay S. Multi-view SAS image classification using deep learning[C]//OCEANS 2016 MTS/IEEE Monterey. September 19–23, 2016, Monterey, CA, USA. IEEE, 2016: 1–9.
- [33] Zhao J H, Wang X, Zhang H M, et al. Side scan sonar image segmentation based on neutrosophic set and quantum-behaved particle swarm optimization algorithm[J]. Marine Geophysical Research, 2016, 37(3): 229–241.
- [34] Huo G Y, Yang S X, Li Q W, et al. A robust and fast method for sidescan sonar image segmentation using nonlocal despeckling and active contour model[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2017, 47(4): 855–872.
- [35] Girshick R, Donahue J, Darrell T, et al. Region-based convolutional networks for accurate object detection and segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016, 38(1): 142–158.
- [36] Ren S Q, He K M, Girshick R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137–1149.
- [37] Shelhamer E, Long J, Darrell T. Fully convolutional networks for semantic segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(4): 640–651.