引用格式: 斯佳成, 邓红超. 基于声呐历程累积图像的弱回波目标检测方法[J]. 声学技术, 2022, 41(1): 144-148. [SI Jiacheng, DENG Hongchao. Detection of weak echo targets based on sonar history accumulative image[J]. Technical Acoustics, 2022, 41(1): 144-148.] DOI: 10.16300/j.cnki. 1000-3630.2022.01.021

# 基于声呐历程累积图像的弱回波目标检测方法

斯佳成,邓红超 (上海船舶电子设备研究所,上海201108)

摘要:针对浅海随机噪声与混响背景下蛙人等弱回波强度、慢速小目标的检测问题,提出一种基于声呐历程累积图 像的目标检测方法。首先根据声呐图像时域、空域相关性,采用背景空时归一化处理技术,抑制声呐背景中的静态 混响、突发性噪声等强回波干扰。声呐历程累积图像集成了多帧声呐图像的信息,目标回波亮点由于运动连续性形 成亮线特征,利用该特征,采用 Radon 恒虚警率(Radon Constant False Alarm Rate, Radon-CFAR)检测声呐历程累积图 像中的目标短时运动轨迹,能够检测到低信噪比的目标。分析了空时归一化处理和检测算法的性能,并通过海试数 据验证了该算法的有效性,可以检测到低信噪比的蛙人目标回波。

关键词:水下运动目标; Radon 变换;背景归一化处理;声呐历程累积图像 中图分类号: TN911.7 文献标志码:A 文章编号: 1000-3630(2022)-01-0144-05

## Detection of weak echo targets based on sonar history accumulative image

SI Jiacheng, DENG Hongchao

(Shanghai Marine Electronic Equipment Research Institute, Shanghai 201108, China)

Abstract: For the detection of small low speed targets with weak echo intensity, such as frogman, under the background of random noise and reverberation in shallow sea, a target detection method based on sonar history accumulative image is proposed in this paper. First, according to the correlation of sonar images in time domain and spatial domain, the space-time normalization processing technique is used to suppress strong interference to the echo such as static reverberation and bursting noise in the sonar background. The sonar history accumulative image integrates the information of multiple frames of sonar images, and the echo highlights of target form bright line features due to moving continuity. By this feature, Radon constant false alarm rate (Radon-CFAR) method is used to detect the short-term moving trajectory of the target in the sonar history accumulative image, and the target with low signal-to-noise ratio can be detected. The performance of the space-time normalization processing technique and the detection algorithm are analyzed, and the feasibility of the detection algorithm is verified with sea trial data, which shows that the weak echo of low SNR from frogman target can be well detected.

Key words: underwater moving target; Radon transformation; background normalization processing; sonar history accumulation image

#### 引言 0

反蛙人探测声呐是探测蛙人、无人潜航器 (Unmanned Underwater Vehicle, UUV)等慢速小目标 的主要手段,对于港口警戒、防御具有重要作用<sup>[1]</sup>。 目标检测技术是声呐信号处理中的重要组成部分。 然而在浅海近海环境下,主动声呐目标检测不仅受 到海面、海底及海洋中大量散射体产生的混响干

通信作者: 斯佳成, E-mail: 2531910581@gg.com

扰<sup>[2]</sup>,还会受到非平稳的海洋环境噪声<sup>[3]</sup>的影响。 除此以外,蛙人回波强度起伏也是目标检测的一大 难点[4],当蛙人回波信噪比较低时,经典的自适应 门限检测技术容易丢失目标<sup>[5]</sup>,影响目标检测及后 续跟踪、识别处理的稳定性。

为了提高目标检测的稳定性,尤其在低信噪比 条件下的目标检测性能,本文借鉴检测前跟踪技术<sup>6</sup> 的原理,利用连续多帧声呐图像的历程累积信息, 辅助实现对慢速小目标的检测:对单帧声呐图像做 背景归一化处理,并更新声呐历程累积图像,对图 像各方位的数据进行 Radon 恒虚警率(Radon Constant False Alarm Rate, Radon-CFAR)检测提取目标 轨迹,辅助实现对运动目标的检测。

收稿日期: 2020-12-28 修回日期: 2021-02-23

作者简介: 斯佳成(1993-), 男, 浙江嘉兴人, 硕士, 研究方向为水下目 标检测。

背景归一化处理的目的是抑制声呐背景中突 发性噪声和静态混响等强回波干扰,以降低干扰信 号在变换域的幅值。它主要利用强回波干扰的相关 性:突发性噪声(如航船经过的噪声)一般会持续一 段时间,它在单帧声呐图像上表现为距离维的亮线 特征,即空间相关性;静态混响在海洋中的位置固 定,且由于水声信道的慢时变特性,它在相邻多帧 声呐图像的相同像素点上表现出时间相关性。本文 根据这一特性采用空时背景归一化处理技术,使显 示背景均匀平滑,而目标回波以信噪比的形式显 示,更有利于后续能量累积处理。

声呐图像经背景归一化处理后,通过多帧累积 形成声呐历程累积图像。由于目标运动的连续性, 图像上的目标回波亮点形成亮线特征<sup>(7)</sup>,其斜率代 表目标的运动速度;而经处理后的"剩余"噪声、 混响则表现出随机性。通过 Radon 变换将图像做 域变换,采用 CFAR 检测算法检测变换域上目标轨 迹对应的亮点,可实现声呐历程累积图像上弱回波 目标运动轨迹的检测。

## 1 算法流程

#### 1.1 空时背景归一化处理

主动声呐接收信号经波束形成、匹配滤波、数 据压缩处理后,得到声呐图像 $f_1, f_2, \cdots f_n$ ,空时背景 归一化处理示意图如图 1 所示。假设当前帧声呐图 像 $f_n$ 距离维上相邻像素单元的幅度服从独立同分 布,通过对空域参考单元做平均,如式(1)所示,得 到每个检测单元的空域背景估计强度 $B_{1,n}(x,y)$ ,它 能够有效反应突发性噪声干扰的强度。假设相邻多 帧声呐图像 $f_1, f_2, \cdots f_n$ 在同一像素单元的幅度服从 相同的统计分布,对时域参考单元做平均可得到每 个检测单元的时域背景估计强度,考虑到水声信道 的慢时变特性可转化为递推形式,如式(2)所示<sup>[8]</sup>, 它能有效估计静态混响干扰的强度。

$$B_{l,n}(x, y) = E[f_n(x, i)],$$
  
 $i = y - l/2, \dots y - l, y + l, \dots y + l/2$  (1)

$$B_{2n}(x,y) = c \cdot f_n(x,y) + (1-c) \cdot B_{2n-1}(x,y)$$
(2)

式中: (x, y) 表示声呐图像上像素点的坐标; *l* 表示 选取的空域参考单元数量; *c* 表示背景学习速率。

空时背景归一化的处理方法是目标回波强度 减去背景强度。对空域和时域背景估计值进行比 较,当检测单元位于突发性噪声区时,空域背景估 计值较大;当检测单元位于静态混响区时,时域背 景估计值较大,因此背景强度由空域、时域估计值 取大得到,如式(3)所示, g为空时归一化处理后的 声呐图像:

## $g(x, y) = f(x, y) - \max[B_{1,n}(x, y), B_{2,n}(x, y)]$ (3)



#### 1.2 声呐历程累积图像

声呐历程累积图像 I 集成了最近 K 帧声呐图 像 g 的信息,每个方位上最左侧的数据对应当前帧 声呐图像 k 个方位数据的最大值,它的数据更新公 式为

*I*[(*K*(*x*'-1)+1, *y*]=max{*g*[*k*(*x*'-1)+1:*kx*', *y*]} (4) 式中:(*x*', *y*)表示声呐历程累积图像的方位和距离, 其中方位总数压缩为单帧声呐图像的1/*k*。目标回 波经多帧能量累积后,与"剩余"噪声、混响的差 异性逐渐显著:声呐历程累积图像中的蛙人回波亮 点由于运动的连续性,形成亮线特征;而经归一化 处理后的"剩余"噪声、混响由于随机性,其经多 帧累积后在图像上不具有相关性,不能形成明显的 线性轨迹。

#### 1.3 Radon-CFAR 检测

本文利用连续多帧声呐图像的历程累积信息, 通过 Radon 变换实现域变换,将图像中目标短时线 性运动轨迹变换为亮点信息,在变换域上采用单元 平均 CFAR 检测完成目标轨迹提取,辅助实现对运 动目标的检测。

Radon 变换<sup>[9]</sup>是图像领域检测线性特征的有效 手段,其处理方法是将单个方位的声呐历程累积图 像 I沿着投影角为 $\theta$ 的直线  $x \cos \theta + y \sin \theta - p = 0$  做 线积分:

 $R(\theta, p) = \iint I(x, y) \cdot \delta(x \cos \theta + y \sin \theta - p) dx dy (5)$ 

式中: *R* 为 Radon 域图像; δ 为 Dirac 函数; (θ, p) 为变量确定线积分的路径。它反映了图像沿不同角 度 θ 和不同距离 p 的投影特征,通过域变换将线检 测问题转化为点检测问题。对于蛙人等弱回波强度 的慢速小目标而言,其在一个历程周期内的运动轨 迹呈一条倾斜的线段,通过 Radon 变换将轨迹上的 蛙人回波幅值进行能量累加,将弱回波目标轨迹变 换为 Radon 域的亮点特征。

空时归一化处理后声呐图像 g 上的像素单元一般符合高斯分布,经多帧累积及 Radon 变换处理后  $R(\theta, p)$ 的分布可以等效为多个独立同高斯分布的 和,即  $R(\theta, p)$ 仍然符合高斯分布,因此采用单元平均 CFAR 检测算法检测 Radon 域的亮点特征。

CFAR 检测器首先对输入的背景数据进行处理 后确定门限,将此门限与输入信号相比,如输入信 号超过了此门限则判定为有目标,否则,判定为无 目标。单元平均 CFAR 检测算法的背景数据处理方 式与 1.1 节中空域背景估计方式相同,通过检测单 元附近的参考单元做平均可得到背景功率  $\hat{\beta}^2$ ,它在 高斯噪声背景下的检测门限  $T_{i}^{[10]}$ 为

$$T_{\rm h} = \alpha \hat{\beta}^2 \tag{6}$$

 $\alpha = N\left(P_{\rm f}^{-1/l} - 1\right) \tag{7}$ 

式中: *l* 表示参与背景估计的单元格数量; *P*<sub>f</sub> 表示 检测设定的虚警概率; *α* 表示 CFAR 检测门限的系 数,由式(7)计算得到。

经单元平均 CFAR 检测可以得到目标轨迹在变换域上的位置( $\theta$ , p),由此可得到目标短时运动的速度v=tan $\theta/T$ ,T表示声呐脉冲发射周期,目标轨迹所在位置y= $p/\cos\theta$ 。

## 2 算法性能分析

本文算法利用声呐多帧累积信息,通过检测目标短时运动轨迹辅助完成目标检测,实现弱目标检测,本节研究算法的检测性能。声呐图像经空时背景归一化处理后近似服从高斯分布,单个像素单元的统计分布为

$$I \sim \begin{cases} N(\mu, \sigma^2), & 背景\\ N(\mu+s, \sigma^2), & 目标 \end{cases}$$
(8)

式中: $\mu, \sigma^2$ 代表高斯分布的均值和方差;s为目标回波强度。单帧图像的 CFAR 检测门限为  $T_h$ 时,检测概率为

$$P_{\rm d} = \int_{T_{\rm h}}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left[-\frac{(I-\mu)^2}{\sigma^2}\right] dI$$
(9)

则经过 Radon 变换后,Radon 域单个像素单元的分布为

$$R \sim \begin{cases} N(\mu, \sigma^2/K), & 背景\\ N(\mu+s, \sigma^2/K), & 目标 \end{cases}$$
(10)

式中:*K*表示历程图累积的帧数,多帧图像累积后做 Radon 变换,其本质是对多帧图像的能量进行累

加。目标由于运动的连续性形成回波亮线,因此目标在一个历程周期上的回波能够有效累加,而"剩余"混响经归一化处理后,在相邻多帧回波图像间不具有关联性,因此 Radon 变换的处理增益 *G* 为

$$G=10\lg(\frac{\sigma^2}{s^2})-10\lg(\frac{\sigma^2}{K\cdot s^2})=10\lg K$$
(11)

此时检测概率为

$$P_{\rm d} = \int_{T_{\rm h}}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2/K}} \exp\left[-\frac{(I-\mu)^2}{\sigma^2/K}\right] dI$$
(12)

Radon-CFAR 检测算法的性能曲线如下图 2 所示,声呐历程累积图像共累计 10 帧回波数据, *P*<sub>f</sub> 设为 0.01,参考单元数取 20。虚线为常规 CFAR 检测算法的性能,实线为 Radon-CFAR 检测算法的性能,可以发现经多帧累积后,在相同信噪比条件下目标检测概率大幅提升,尤其在低信噪比的情况下也能达到较高的检测概率。



图 2 常规 CFAR 和 Radon-CFAR 方法的检测性能曲线 Fig.2 The detection performance curves of common CFAR and Radon-CFAR methods

## 3 试验数据验证

### 3.1 空时背景归一化处理

图 3 为浅海环境下主动声呐接收数据经波束形 成、匹配滤波和数据压缩后的单帧声呐图像。图 4 为经空时归一化处理后的单帧声呐图像。对比可以 发现经归一化处理后声呐图像以信噪比形式显示, 回波强度都被拉回到 0 附近,且图像中的静态混 响、突发性噪声等强干扰(大片的红色区和黄色区) 都得到有效抑制。

为了更直观地考察空时背景归一化的处理性 能,图 5 给出处理前后背景数据的统计分布。可以 发现经归一化处理后,背景强度的均值收敛到 0 附 近,方差明显减小,即背景得到有效抑制,且近似 符合高斯分布。



#### 3.2 Radon-CFAR 检测性能

图 6 是水下目标相对声呐由远及近沿直线运动 的声呐历程累积图像,共累积 10 帧图像,它的最 左侧代表最新接收的回波数据,其中原始声呐图像 和空时归一化处理后的图像如图 3、4 中所示。声 呐图像中共出现两个目标,强回波目标在一个历程 中的局部信混比(目标回波的强度与参考单元的平 均强度之差)为 10.7 dB,弱回波目标在一个历程中 的局部信混比为 6.2 dB,且部分回波点的信混比强 度值低至 3 dB,低于 CFAR 的检测门限。经 Radon-CFAR 检测后的结果如图 7 所示,可以清晰 在图上看到两个目标的运动轨迹,通过检测短时运 动轨迹实现弱回波目标的检测。强回波目标位于 190°方位上,在一个历程周期中从相对声呐 88 m 处 运动到 78 m 处。弱回波目标位于 308°方位上,在 一个历程周期中从相对声呐 102 m 处运动到 92 m 处。图 6 中 220°方位 280 m 距离处存在一条由不明 干扰物散射产生的较粗的亮斜线,将它变换到 Radon 域后经 CFAR 检测,由于局部背景能量较高 使得检测门限提高,因此无法通过检测器,在图 7 的检测结果中已经被滤除。



## 4 结论

本文采用了空时背景归一化处理技术抑制了 声呐图像中静态混响和突发性噪声等强回波的干 扰,经处理后,背景平稳性显著改善,目标回波以 相对信噪比的形式显示,有利于 Radon 变换能量累 积。然后通过检测目标的短时运动轨迹实现目标检 测,采用 Radon-CFAR 检测提取声呐历程累积图像 中弱回波目标轨迹。

本文通过检测声呐历程累积图像中的短时线

性运动轨迹,克服了单帧回波数据检测算法容易丢 失弱目标的缺陷,对主动声呐的自动检测具有参考 意义。后续将进一步研究多帧回波数据和单帧回波 数据组合检测技术。

#### 参考文献

- 王冠群,张春华,尹力,等.联合多站阵元域数据的水下目标检测 与跟踪[J]. 声学学报, 2019, 44(4): 491-502.
   WANG Guanqun, ZHANG Chunhua, YIN Li, et al. Underwater target detection and tracking based on array element domain da-ta from multi-arrays[J]. Acta Acustica, 2019, 44(4): 491-502.
- [2] 徐琰锋,潘谢帆,刘本奇. 混响环境下基于频率-波数谱分析的水 下慢速目标回波检测方法[J]. 兵工学报, 2020, 41(9): 1880-1886.
   XU Yanfeng, PAN Xiefan, LIU Benqi. Detection method for under-water slow moving targets based on frequency-wavenumber spectrum analysis in reverberation environment[J]. Acta Ar-mamentarii, 2020, 41(9): 1880-1886.
- [3] SONG G L; GUO X Y; MA L, et al. Non-gaussian ocean ambient noise model with certain kurtosis[J]. Chinese Journal of Acoustics,

2020, **39**: 68-81.

- [4] SARANGAPANI S, MILLER J H, POTTY G R, et al. Meas-urements and modeling of the target strength of divers[J]. Eu-rope Oceans 2005, 2005, 2: 952-956
- [5] 王军, 焦君圣. 主动声纳检测前跟踪预处理研究[C]//2019 年全国 声学大会, 2019.
- [6] WANG H, YI J X, WAN X R. Greedy algorithm-based track-before-detect in radar systems[J]. IEEE Sensors Journal, 2018, 18(17): 7158-7165.
- [7] 范威,朱代桂,张德泽,等. 混合高斯模型和 Radon 变换用于声呐 图像背景抑制[J]. 水下无人系统学报, 2018, 26(5): 492-497. FAN Wei, ZHU Daizhu, ZHANG Deze, et al. A method for back-ground suppression of sonar image using Gaussian mixture model and radon transform[J]. Journal of Unmanned Undersea Systems, 2018, 26(5): 492-497.
- [8] 董静. 基于图像声纳的动目标检测技术研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨 工程大学, 2014.
- [9] 何萌萌. 基于 Radon 变换的直线检测技术[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工 程大学, 2015.
- [10] RICHARDS M A. 雷达信号处理基础[M]. 邢孟道, 王彤, 李真 芳, 等译. 北京: 电子工业出版社, 2008.