

基于遗传算法的目标声散射回波多方向核函数匹配

罗俊^{1,2,3,4}, 李秀坤^{1,2,3,4}, 杜金鑫^{1,2,3,4}

(1. 哈尔滨工程大学 水声技术全国重点实验室, 黑龙江 哈尔滨 150001; 2. 海洋信息获取与安全工信部重点实验室(哈尔滨工程大学) 工业和信息化部, 黑龙江 哈尔滨 150001; 3. 哈尔滨工程大学 水声工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001; 4. 哈尔滨工程大学 三亚南海创新发展基地, 海南 三亚 572024)

摘要:亮点模型将目标声散射回波视为各亮点子回波的叠加,当相邻2个散射回波成分之间的时延小于发射信号脉宽,目标回波在时频域上严重混叠,采用魏格纳分布时频分析方法处理时则存在严重的交叉项干扰,无法在时频面上准确识别各亮点。本文推导了多几何亮点模型的模糊函数,并根据其自项和交叉项分布特点,选择多方向核函数来更好地匹配自项。根据先验信息确定核函数的角度参数,以体积归一化的三阶瑞丽熵作为时频分布的评价指标,使用遗传算法优化核函数其他参数,进而利用得到的核函数对声散射回波在模糊域滤波得到高分辨力时频分布。实验结果表明:本文方法得到的时频分布可以在保证自项分辨率的同时有效减弱交叉项干扰,提高时频图像信噪比。提取的全方位声散射特征模型可为水下目标探测提供依据。

关键词:声散射回波;亮点模型;时频分布;交叉项干扰;模糊函数;多方向核函数;三阶瑞丽熵;遗传算法

DOI: 10.11990/jheu.202506021

网络出版地址: <https://link.cnki.net/urlid/23.1390.u.20250625.1657.019>

中图分类号: TN911.7 文献标志码: A 文章编号: 1006-7043(2025)08-1574-08

Multidirection kernel function matching of target acoustic scattering echo based on genetic algorithm

LUO Jun^{1,2,3,4}, LI Xiukun^{1,2,3,4}, DU Jinxin^{1,2,3,4}

(1. National Key Laboratory of Underwater Acoustic Technology, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China; 2. Key Laboratory of Marine Information Acquisition and Security (Harbin Engineering University), Ministry of Industry and Information Technology, Harbin 150001, China; 3. College of Underwater Acoustic Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China; 4. Sanya Nanhai Innovation and Development Base, Harbin Engineering University, Sanya 572024, China)

Abstract: The highlight model is predicated on the premise that target acoustic scattering echoes are the sum of individual subechoes. When the transmitted signal pulse width exceeds the time delay between adjacent scattering echo components, the target echoes overlap severely in the time-frequency domain. When WVD is employed for time-frequency analysis, it leads to substantial cross-term interference, impeding the ability to resolve individual highlights on the time-frequency plane. Therefore, this paper aims to derive the ambiguity function for the multigeometric highlight model. A multidirectional kernel function is selected to optimize the alignment between the self terms and the distribution characteristics of its self terms and cross terms. Subsequently, the angle parameters of the kernel function are determined using prior information. The volume-normalized third-order Rényi entropy is then employed as the evaluation metric for the time-frequency distribution. The genetic algorithm is employed to optimize the remaining parameters of the kernel function. The obtained kernel is then utilized to filter the acoustic scattering echo in the fuzzy domain to obtain a high-resolution time-frequency distribution. Experimental results demonstrate the efficacy of cross-term suppression, while preserving self-term resolution, thereby enhancing the signal-to-noise ratio of the time-frequency image. The extracted full-aspect acoustic scattering feature model has the potential to facilitate underwater target detection.

Keywords: acoustic scattering echo; highlight model; time-frequency distribution; cross term interference; ambiguity function; multi-direction kernel function; third-order Rényi entropy; genetic algorithm

近年来,水下目标探测一直是水声技术亟待突

破性发展的重要领域^[1]。水下目标形式多样,种类繁多,水下小目标的探测识别基本上涉及了主动声呐探测识别技术的主要理论与关键技术难点^[2]。目前制约水下小目标准确识别的关键性基础问题有以下3点:1)目标声散射场的空间不均匀性^[3-4],现

收稿日期:2025-06-09. 网络出版日期:2025-06-26.
基金项目:国家自然科学基金项目(U2441254).
作者简介:罗俊,男,硕士研究生;
李秀坤,女,教授,博士生导师.
通信作者:李秀坤, E-mail: lixiukun@hrbeu.edu.cn.

代水下小目标一般都具有非对称的几何外形,通常使其声散射响应函数随声波入射角度动态变化;2)目标声散射成分的混叠^[5],而且强子回波的高旁瓣将完全淹没邻近位置弱子回波的主瓣,常规信号处理方法如时频分析等无法将各种声散射成分进行有效分离,导致目标声散射特征提取的不稳定性和不确定性;3)现有理论及数值仿真方法只局限于简单目标形状和边界条件下目标散射特性研究,只能作为理论依据和参考。对于实际目标需要实验条件支撑^[6],获取大量的实验数据,发现并总结目标特征提取有效的信号处理方法,获得目标声散射回波的空间动态变化特征^[7],以此设计识别网络,提高识别率^[8]。

本文旨在基于亮点模型理论^[9]对水下典型半球体圆柱壳体目标进行分析,针对其目标声散射成分的混叠问题,利用优化参数的多方向核函数在回波的模糊域滤波,去除魏格纳分布(Wigner-Ville distribution, WVD)中的交叉项^[10],得到高分辨力的时频分布,然后利用霍夫变换提取目标声散射回波中的时序结构,构建全方位声散射特征模型,使其能够为后续的目标识别提供关键特征信息。

1 水下目标的亮点模型

1.1 目标回波亮点模型

在高频条件下,目标的声散射回波可以被等效看作多个散射点产生的叠加效应。这些散射点类似于光学中可见的亮点,在声散射理论中被称为声散射亮点。目标类型不同,其产生的声散射亮点也不同。当声波的入射角度变化时,同一类型的目标也会展现出不同的亮点结构。声散射目标的亮点可以分为几何亮点与弹性亮点,其中几何类亮点的产生取决于声散射目标的几何形状,其中光滑表面特别是凸光滑表面的镜反射亮点具有主要贡献。弹性类亮点为某些条件下产生的表面环绕波与弹性散射波所对应的亮点,为等效亮点。

复杂目标的多亮点传递函数为单个亮点传递函数的线性叠加:

$$H(\mathbf{r}, \omega) = \sum_{m=1}^N A_m(\mathbf{r}, \omega) e^{j\omega\tau_m} e^{j\varphi_m} \quad (1)$$

式中: $A_m(\mathbf{r}, \omega)$ 为第 m 个幅度因子; \mathbf{r} 为声波入射方向矢量; τ_m 为时延,由等效散射中心相对于参考点的声程决定; φ_m 为相位跳变,回波形成时产生,与目标形状、亮点的性质有关。在实际应用中,回波信号具角度依赖性。它的时延因子蕴含目标的尺寸信息,构建全方位的时延特征模型,可以重建目标的几何外形以及完成对未知声波入射角的识别。

图 1 为本文研究的目标模型。其中, θ 为入射

角度,圆柱柱身长度为 L ,半球头半径为 R 。基于亮点模型理论,其声散射回波可以视为半球头和有限长圆柱目标声散射回波的组合。本文仿真目标模型各几何亮点相对于参考中心的时延差与声波入射角度之间的关系如图 2 所示。

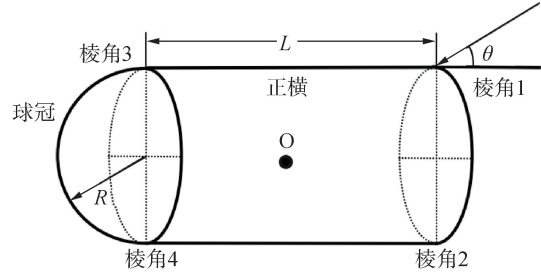


图 1 半球头圆柱壳体目标模型

Fig. 1 Hemispherical head cylindrical shell target model

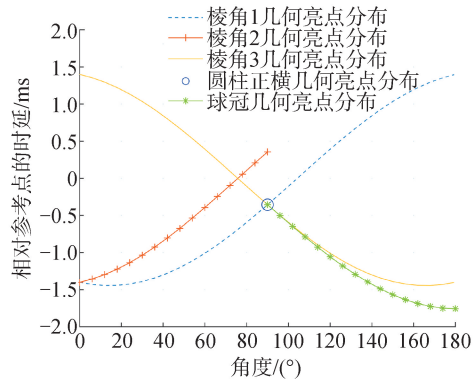


图 2 几何亮点相对参考中心时延差

Fig. 2 Time delay difference diagram of geometric high-light relative to reference center

1.2 多几何亮点模型的模糊函数

本文研究的发射信号为线性调频(linear frequency modulation, LFM)信号,对于 2 个几何亮点回波信号 $s_1(t)$ 和 $s_2(t)$,二者幅度与相位各异,具有相对时延,总的回波 $s(t)$ 为它们的叠加:

$$s_1(t) = A_1 e^{j(\omega_0 t + \frac{1}{2} k t^2 + \phi_1)} \quad (2)$$

$$s_2(t) = A_2 e^{j[\omega_0(t-\tau_0) + \frac{1}{2} k(t-\tau_0)^2 + \phi_2]} \quad (3)$$

$$s(t) = s_1(t) + s_2(t) \quad (4)$$

式中: ω_0 为发射信号的初始角频率; k 为 LFM 信号的调频斜率; τ_0 为 2 个亮点之间的相对时延; A_1, A_2 为亮点回波的幅度; ϕ_1, ϕ_2 为亮点回波的相位。 $s(t)$ 的模糊函数推导结果为:

$$A_s(\nu, \tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} s^* \left(t - \frac{\tau}{2} \right) s \left(t + \frac{\tau}{2} \right) e^{-j\nu t} dt = [C_1(\tau) + C_2(\tau)] \delta(\nu - k\tau) + C_3(\tau) \delta[\nu - k(\tau + \tau_0)] + C_4(\tau) \delta[\nu - k(\tau - \tau_0)] \quad (5)$$

其中:

$$C_1(\tau) = A_1^2 e^{j\omega_0 \tau} \quad (6)$$

$$C_2(\tau) = A_2^2 e^{j(\omega_0 - k\tau_0)\tau} \quad (7)$$

$$C_3(\tau) = A_1 A_2 e^{j\phi_{con}} e^{j[\omega_0(\tau + \tau_0) - 0.5k\tau_0(\tau + \tau_0)]} \quad (8)$$

$$C_4(\tau) = A_1 A_2 e^{-j\phi_{con}} e^{j[\omega_0(\tau - \tau_0) + 0.5k\tau_0(\tau - \tau_0)]} \quad (9)$$

$$\phi_{con} = \phi_1 - \phi_2 \quad (10)$$

式(5)结果的第一个表达式 $[C_1(\tau) + C_2(\tau)]\delta(\nu - k\tau)$ 是目标回波 $s(t)$ 在模糊域上的自项,从中可以发现其为一条过原点的冲激直线,且直线的斜率为几何亮点的调频斜率,为 $\nu = k\tau$ 。而式(5)的第 2 项 $C_3(\tau)\delta[\nu - k(\tau + \tau_0)]$ 和第 3 项 $C_4(\tau)\delta[\nu - k(\tau - \tau_0)]$ 则是目标回波 $s(t)$ 在模糊域中的交叉项,它们分布在自项的两边,相互平行,并且之间的距离与几何亮点 $s_1(t)$ 和 $s_2(t)$ 之间的时延密切相关。下面仿真了由 2 个几何亮点叠加成的回波信号,每个亮点调频斜率为 4 000 kHz/s,脉宽为 5 ms,相对时延为 2 ms,采样频率为 200 kHz,它的模糊函数如图 3 所示。

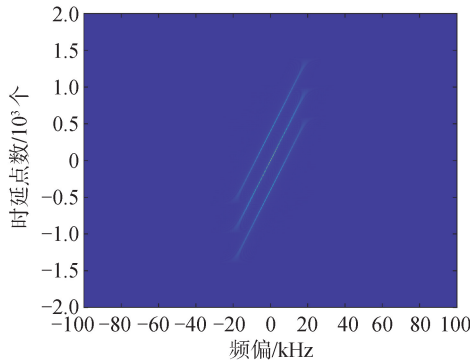


图 3 仿真 2 个几何亮点模糊函数

Fig. 3 Simulation of the ambiguity function for two geometric highlights

从图 3 可以发现 2 个几何亮点的自项经过模糊平面的原点,且由于信号长度有限,自项分布在 $\nu = k\tau$ 直线旁的带状区域。因此,可以根据多几何亮点的模糊域分布特点设计与回波信号自项相匹配的核函数参数,在保证自项分辨率的同时,在模糊域上滤波将目标回波信号的自项与交叉项分开,最后进行二维傅里叶变换得到不含交叉项的时频分布,流程如图 4 所示。

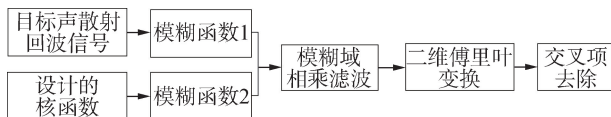


图 4 模糊域去交叉项

Fig. 4 Removal cross term in ambiguity domain

2 多方向核函数

相对于紧凑型核函数(compact support kernels, CSK)^[11]与扩展的紧凑型核函数(extended compact

kernel, ECK)^[12]只能在时延轴和多普勒轴方向调整,难以在模糊域中将相对时延较小的多几何亮点回波中的交叉项去除,而旋转的核通过调整方向到与自项一致,能更好地匹配信号的自项。然而,当信号里面存在不同方向的时频分量时,单个旋转的核在模糊域滤波难以获得理想时频分布。此时,可以利用集成多向旋转核的累积核在模糊域去除交叉项,即多方向核函数(multi-directional kernel, MDK)^[13],表示为多个预定方向核的加和,它的表达式 $g_\theta(\nu, \tau)$ 为:

$$g_\theta(\nu, \tau) = \frac{e^{c_0+c}}{N_a} \sum_{i=1}^{N_a} F_{\theta_i}(\nu, \tau) h_{\theta_i}(\nu, \tau) \quad (11)$$

$$F_{\theta_i}(\nu, \tau) = \begin{cases} \exp\left[\frac{c}{\left(\frac{x_{\theta_i}(\nu, \tau)}{D_i}\right)^2 - 1}\right], & |x_{\theta_i}(\nu, \tau)| < D_i \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

$$h_{\theta_i}(\nu, \tau) = \begin{cases} \exp\left[\frac{c_0}{\left(\frac{y_{\theta_i}(\nu, \tau)}{E_i}\right)^2 - 1}\right], & |y_{\theta_i}(\nu, \tau)| < E_i \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (13)$$

$$x_{\theta_i}(\nu, \tau) = \cos(\theta_i)\nu - \sin(\theta_i)\tau \quad (14)$$

$$y_{\theta_i}(\nu, \tau) = \sin(\theta_i)\nu + \cos(\theta_i)\tau \quad (15)$$

式中: N_a 为不同方向角的个数; e^{c_0+c}/N_a 为归一化系数; θ_i 为第 i 个方向核在模糊域相对时延轴的旋转角度参数; $x_{\theta_i}(\nu, \tau)$ 和 $y_{\theta_i}(\nu, \tau)$ 为旋转模糊域坐标到方向 θ_i 的局部坐标系下的新坐标; $F_{\theta_i}(\nu, \tau)$ 和 $h_{\theta_i}(\nu, \tau)$ 为局部坐标系 x 轴和 y 轴方向上的拓展; c 为控制核函数在模糊域的形状参数,较小的 c 值导致模糊域滤波器从通带到阻带的急剧过渡,而较高的 c 值导致平滑过渡; D_i, E_i 分别为控制核函数在垂直 θ_i 方向上的宽度和沿 θ_i 方向上的长度参数。具体情况如图 5 所示。

图 5 中,第 1 行是不同方向角度 θ 对核函数的影响, θ 增大,核函数相对时延轴旋转角度增大;第 2 行是不同形状控制参数 c 对核函数的影响, c 越大,核函数越平滑;第 3 行是不同宽度控制参数 D 对核函数的影响, D 越大核函数在垂直 θ 方向上越宽;第 4 行是不同长度控制参数 E 对核函数的影响, E 越大,核函数在沿 θ 方向越长。对于本文研究的目标声散射回波信号,所有自项集中在 $\nu = k\tau$ 这条直线附近,而发射信号的调频斜率作为先验信息已知,因此 MDK 核函数相对于时延轴的方向角度参数 $\theta = \arctan(k)$, 对于其他参数可以使用优化算法求得。

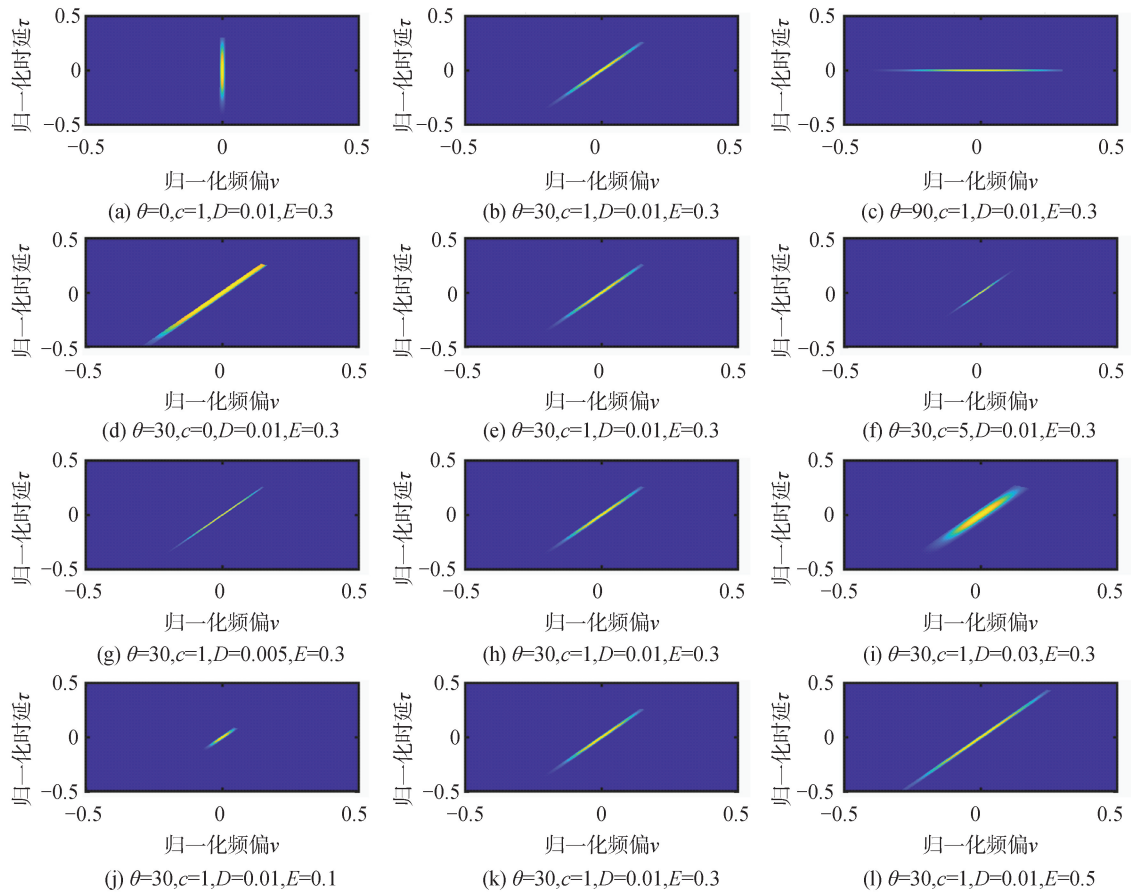


图 5 MDK 核函数各个参数的影响

Fig. 5 The influence of the parameters of the MDK kernel function

3 基于遗传算法的核函数参数优化

3.1 时频分布评价指标

信息熵是一种常用的估计信息内容分散程度的方法,瑞丽(Rényi)熵^[14]是时频分析过程中定量评估时频聚集性好坏的一种重要方式,Rényi熵值越小,表明时频复杂度越低,时频聚集程度越高,反之,表明时频聚集性越差。时频分布中不同位置的能量幅值差异以及整体能量水平的变化,都会导致 Rényi 熵的结果无法正确反映时频分布的情况,因此需要在计算 Rényi 熵前归一化,这里有基于能量归一化和体积归一化 2 种方式表示为:

$$R_e = \frac{1}{1 - \alpha} \text{lb} \left(\sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \left[\frac{G[n, k]}{\sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K G[n, k]} \right]^\alpha \right) \quad (16)$$

$$R_v = \frac{1}{1 - \alpha} \text{lb} \left(\sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \left[\frac{G[n, k]}{\sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K |G[n, k]|} \right]^\alpha \right) \quad (17)$$

式中: α 表示阶数; $G[n, k]$ 为信号的时频分布; n 和 k 分别为时间点和频率点的索引; N 和 K 分别为各自

总点数。 α 大于零的偶数时,在式(16)的分母中,由于交叉项正负震荡,它在时频分布求和后能量贡献为零,不影响分母,但偶数次幂会致其在分子里恒为正,求和后变大,这样计算出来的结果偏低。对式(17),交叉项会增大分子,分母由于绝对值也会增大,难以判断。 $\alpha > 1$ 且为奇数时,Rényi 熵可以正确反映时频聚集性,通常 $\alpha = 3$ 。下面采用实验数据的 60° 声散射回波信号,本文默认核函数参数 c 、 D 、 E 分别取 1、0.01、0.5,角度参数与信号相匹配,依次改变每一个参数,得到三阶 Rényi 熵随核参数变化的曲线如图 6 所示。

随着核函数通带范围变大,逐渐包括自项,时频聚集性提高,到一定范围后,再变大会包含部分交叉项和噪声。从图 6 中可以发现,基于体积归一化的三阶 Rényi 熵,由于其在存在交叉项时,分子不变,分母总能量变大,熵值减小,它在核函数参数变化范围内均有最小值。而基于能量归一化的三阶 Rényi 熵,由于其分子分母均不变,无法体现交叉项的存在。因此,本文选择基于体积归一化的三阶 Rényi 熵作为时频分布的评价指标,即遗传算法的适应度函数。

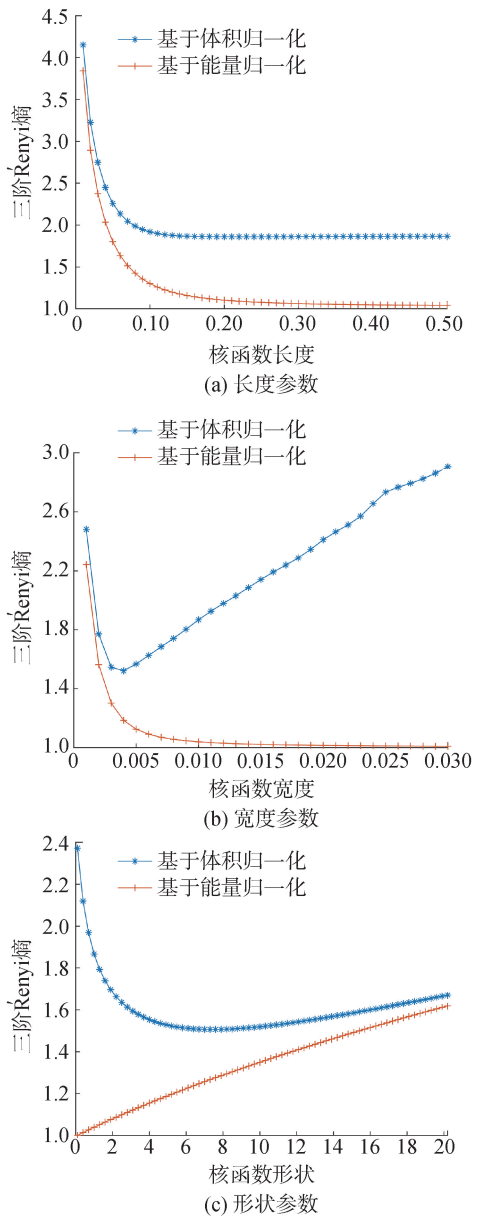


图 6 三阶 Rényi 熵随核参数变化曲线

Fig. 6 The third-order Rényi entropy changes with the kernel parameter curve

3.2 核函数参数优化

传统的核函数参数优化中通常使用梯度优化算法,如梯度下降法^[15],但是由于其高度依赖核参数的初始值,计算效率低,并且易陷入局部最小,不能保证得到全局最小值。因此,本文使用遗传算法^[16]来寻找最优的参数设置,遗传算法无需给出初始参数组合,只需给出参数的上下限及其他的要求,即可开始进行参数寻优。遗传算法是由美国学者 John Holland 提出,它模仿了适者生存的达尔文的进化论,是借鉴生物遗传中的种群、个体、基因等元素设计的一种搜索算法。

对于本文的 MDK 核函数参数优化,遗传算法开始会根据各个参数设置的取值范围产生不同的参数组合 c 、 D 、 E 作为初始种群,每个参数组合代

表一个染色体。然后在种群中根据每个参数组合对应的适应度函数值,选择表现优秀的染色体作为父代。让这些被选中的父代染色体进行交叉和变异操作,从而产生新的后代参数组合。接着,根据目标声散射回波信号在当前核函数参数下的时频分布的三阶 Rényi 熵适应度函数值对后代进行评价,那些不符合条件或表现差的后代,将会被淘汰,不参与下一次迭代。经过多代遗传后,算法会收敛到适应度最高的染色体,即得到了核函数参数的最优解。本文使用遗传算法得到最后优化的多方向分布 (multi-directional distribution, MDD) 流程图如图 7 所示。

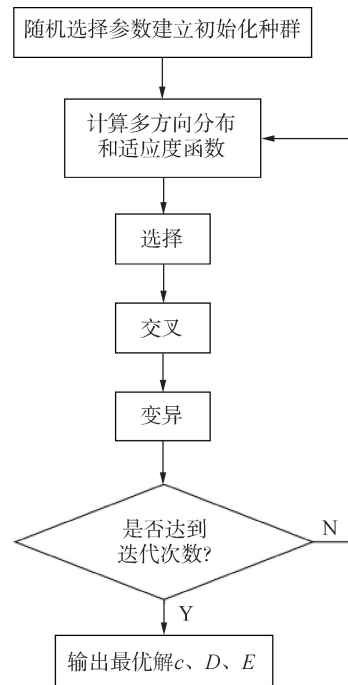


图 7 遗传算法流程

Fig. 7 Genetic algorithm process

4 实验数据分析

4.1 实验布放

本实验于哈尔滨工程大学消声水池完成,对目标模型的回波进行采集,通过旋转目标模型,获得 $0^\circ \sim 360^\circ$ 的目标全角度声散射回波信号。换能器基阵发出的 LFM 信号,频率范围为 $10 \sim 40$ kHz,脉宽为 2 ms,采样频率为 500 kHz,实验布置图如图 8 所示。

4.2 120° 实验数据处理

图 9(a)、(b) 分别是 从线阵第 1 个通道获得的目标回波存在区间的归一化波形和频谱图,从图中不难发现目标 120° 声散射回波的各个亮点在时域和频域上都难以区分开,混叠严重。图 9(c) 是回波的短时傅里叶变换,分辨力有限,图 9(d) 是回波的

WVD,其包含了大量的交叉项干扰,不利于亮点的提取。图 9(e)中,回波的模糊函数可以清晰看见自项分布在过原点的一条直线附近,与交叉项分开,根据发射信号的调频斜率,可以求出 MDK 核函数的方向角度参数约为 18.572° ,然后使用遗传算法优化核函数的长度、宽度、形状参数,得到的适应度进化曲线如图 9(f)所示,在迭代 18 次时已经收敛,核函数模糊域如图 9(g)所示。最终,使用最优核函数对 120° 声散射回波信号模糊域滤波,然后对其做二维傅里叶变换,得到的结果如图 9(h)所示。本文方法得到的时频分布在保证自项分辨率的同时成功去除了交叉项,在时频图中可以清晰看到 3 个几何亮点。

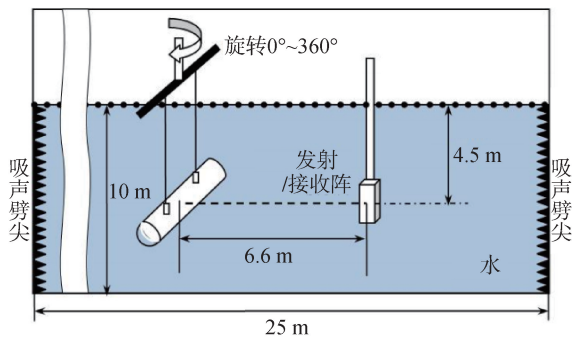
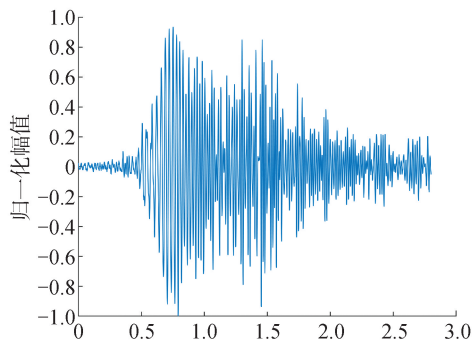
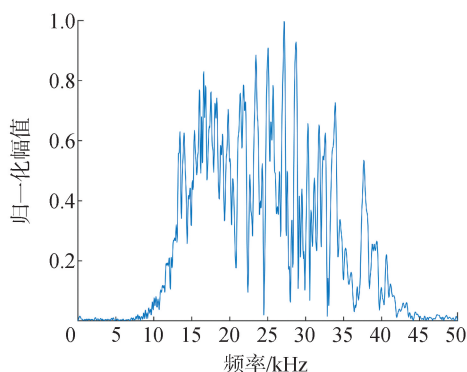


图 8 实验布置

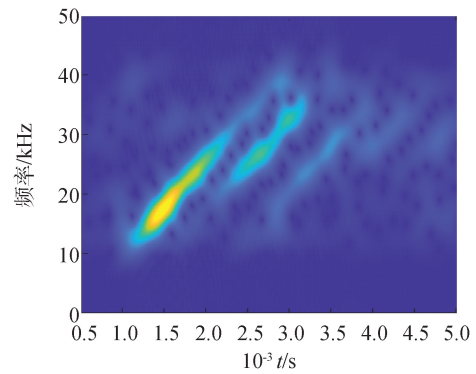
Fig. 8 Experimental layout



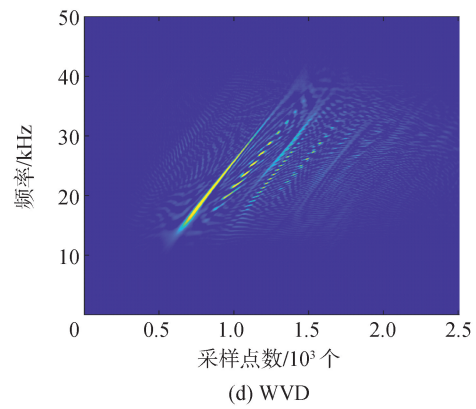
(a) 时域波形



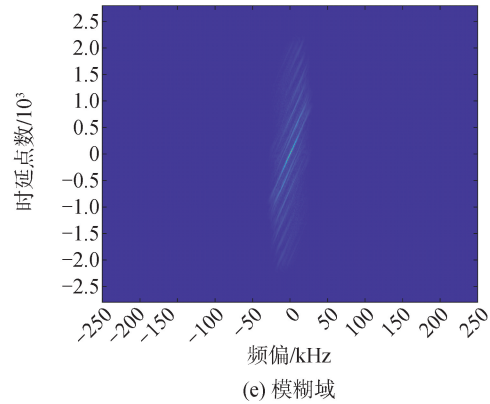
(b) 频谱



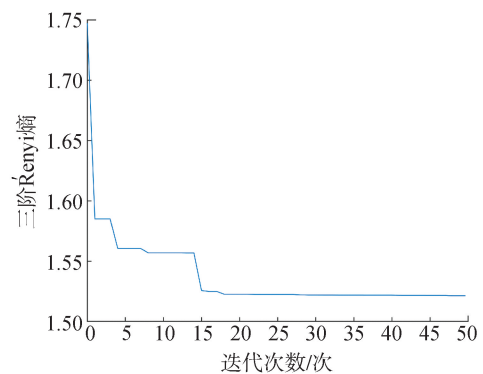
(c) 短时傅里叶变换



(d) WVD



(e) 模糊域



(f) 适应度进化曲线

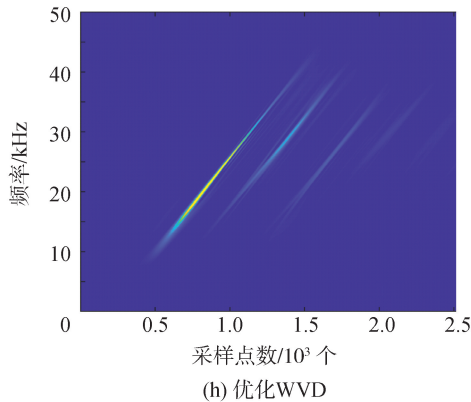
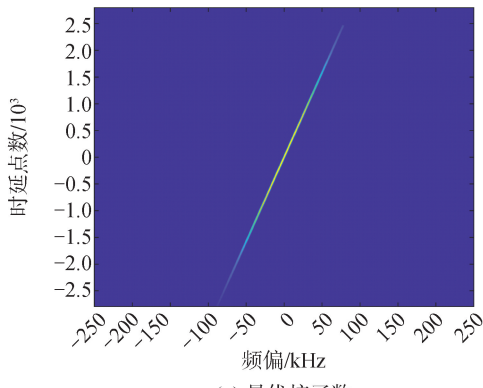


图 9 目标 120° 声散射回波信号处理结果

Fig. 9 Processing results of target 120° acoustic scattering echo signal

4.3 抗噪性实验

对上述目标 120° 声散射回波信号添加 -5 dB 的高斯白噪声, 之后得到它的 WVD 以及本文优化的 MDD 如图 10(a)、图 10(b) 所示, 受噪声影响, WVD 时频面充满背景噪声, 并且还有交叉项干扰, 难以区分各亮点, 而本文优化的 MDD 中 3 个几何亮点在时频面上可以清晰区分, 与此同时, 伴随的背景噪声在时频面上也被大幅滤除, 图像信噪比获得有效提升。

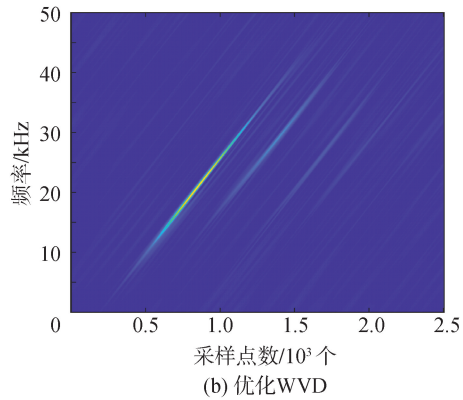
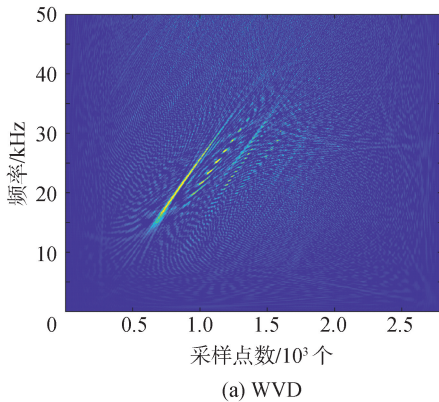


图 10 -5 dB 下 120° 声散射回波信号的时频分布

Fig. 10 The time-frequency distribution of 120° acoustic scattering echo signal at -5 dB

之后对目标 120° 声散射回波信号添加不同信噪比的高斯白噪声, 分析目标 120° 声散射回波信号的短时傅里叶变换时频分布、WVD、本文默认参数的 MDD 以及本文优化时频分布的三阶 Rényi 熵随着信噪比变化的曲线, 如图 11 所示。在 -15 ~ 5 dB 信噪比区间内, 本文的时频分析方法在提高时频分辨率、抑制交叉项以及噪声上优于其他 3 种方法。

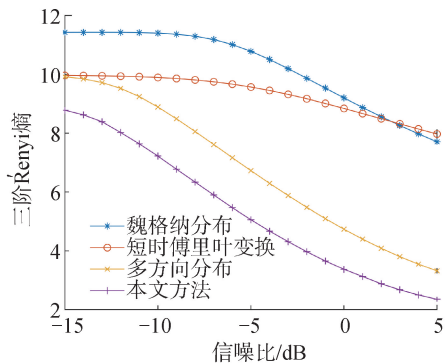


图 11 不同时间分布的三阶 Rényi 熵随信噪比变化曲线

Fig. 11 The curve of third-order Rényi entropy with signal-to-noise ratio in different time-frequency distributions

4.4 全角度实验数据处理

对水池实验采集的目标 0 ~ 180° 声散射回波信号利用本文提出的时频分析方法进行分析, 然后利用霍夫变换提取出每个角度下各个亮点之间在参数域中的时延关系。其中 45° 声散射回波信号提取出的时序结构如图 12 所示, 与互相关相比, 本文方法提取出的时序结构背景旁瓣低, 分辨率高。最后得到目标在参数域中的全方位声散射特征模型如图 13 所示, 与图 2 的仿真结果大致吻合, 可为进一步未知入射角的目标识别提供理论基础。

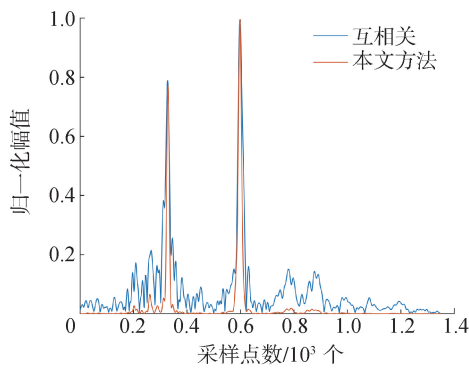


图 12 目标 45° 声散射回波信号的时序结构

Fig. 12 Timing structure of target 45° acoustic scattering echo signal

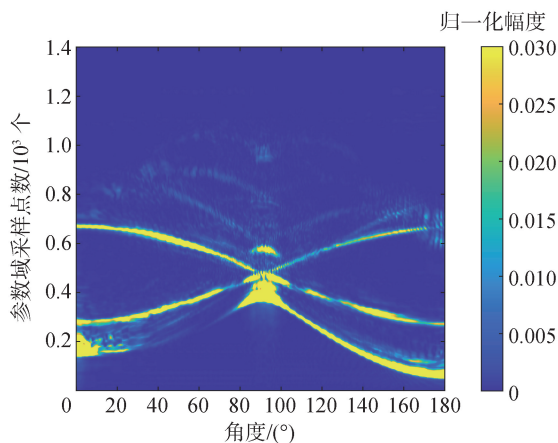


图 13 参数域中全方位声散射特征模型

Fig. 13 Omnidirectional acoustic scattering characteristic model in parameter domain

5 结论

1) 针对目标声散射成分的混叠问题,本文推导了多几何亮点模型的模糊函数,并根据其自项和交叉项分布特点,选择多方向核函数来更好地匹配自项进行滤波得到高分辨力时频分布。

2) 针对核函数参数选择问题,先根据发射信号先验信息确定核函数角度参数,然后选择基于体积归一化的三阶 Rényi 熵作为时频分布评价指标,使用遗传算法优化核函数其他参数。

3) 实验数据处理结果表明:使用本文方法得到的时频分布,可以在保证自项分辨率的同时去除交叉项,并且可以有效提高时频图像信噪比。最后,利用霍夫变换提取的全方位声散射特征模型与仿真结果大致吻合,可为水下目标探测提供依据。

参考文献:

[1] LI Xiukun, JIA Hongjian, DONG Jianwei, et al. Multi-source target classification based on underwater channel cepstral features[J]. Journal of Ocean University of Chi-

na, 2022, 21(4): 917-925.

[2] 赵德鑫,沈同圣,李秀坤,等. 水下小目标中低频声散射特性分析及试验[J]. 水下无人系统学报, 2020, 28(4): 359-369.

ZHAO Dexin, SHEN Tongsheng, LI Xiukun, et al. Analysis and test of low-/mid-frequency acoustic scattering characteristics of small underwater target [J]. Journal of unmanned undersea systems, 2020, 28(4): 359-369.

[3] 李秀坤,孟祥夏,夏峙. 水下目标几何声散射回波在分数阶傅里叶变换域中的特性[J]. 物理学报, 2015, 64(6): 235-246.

LI Xiukun, MENG Xiangxia, XIA Zhi. Characteristics of the geometrical scattering waves from underwater target in fractional Fourier transform domain[J]. Acta physica sinica, 2015, 64(6): 235-246.

[4] BUCARO J A, HOUSTON B H, SANIGA M, et al. Broadband acoustic scattering measurements of underwater unexploded ordnance (UXO) [J]. The journal of the acoustical society of America, 2008, 123(2): 738-746.

[5] 杨阳,李秀坤. 水下目标声散射信号的时频域盲抽取[J]. 物理学报, 2016, 65(16): 128-137.

YANG Yang, LI Xiukun. Blind source extraction based on time-frequency characteristics for underwater object acoustic scattering[J]. Acta physica sinica, 2016, 65(16): 128-137.

[6] LI Xiukun, WU Yushuang, YU Ge, et al. Acoustic scattering of buried stainless steel spheres: Theoretical analysis and experimental verification[J]. Applied acoustics, 2021, 173: 107651.

[7] JIA Hongjian, LI Xiukun, MENG Xiangxia, et al. Extraction of echo characteristics of underwater target based on cepstrum method[J]. Journal of marine science and application, 2017, 16(2): 216-224.

[8] 李秀坤,徐天杨,嵇守聪. 基于深度学习的水下目标姿态识别[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2021, 42(10): 1503-1509.

LI Xiukun, XU Tianyang, JI Shoucong. Pose recognition of underwater target based on deep learning[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2021, 42(10): 1503-1509.

[9] 汤渭霖. 声呐目标回波的亮点模型[J]. 声学学报, 1994, 19(2): 92-100.

TANG Weilin. Highlight model of echoes from sonar targets [J]. Acta acustica, 1994, 19(2): 92-100.

[10] 李秀坤,吴玉双. 多分量线性调频信号的 Wigner-Ville 分布交叉项去除[J]. 电子学报, 2017, 45(2): 315-320.

LI Xiukun, WU Yushuang. Cross-term removal of Wigner-ville distribution for multi-component LFM signals[J]. Acta electronica sinica, 2017, 45(2): 315-320.

[11] ABED M, BELOUHRANI A, CHERIET M, et al. Time-frequency distributions based on compact support

- kernels: properties and performance evaluation[J]. IEEE transactions on signal processing, 2012, 60(6): 2814–2827.
- [12] BOASHASH B. Time-frequency signal analysis and processing: a comprehensive reference [M]. Elsevier, Oxford, 2003: 1–15.
- [13] BOASHASH B, OUELHA S. An improved design of high-resolution quadratic time-frequency distributions for the analysis of nonstationary multicomponent signals using directional compact kernels[J/OL]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2017, 65(10): 2701–2713.
- [14] STANKOVIĆ L. A measure of some time-frequency distributions concentration[J]. Signal process, 2001, 81(3): 621–631.
- [15] 周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016: 36–43.
- ZHOU Zhihua. Machine learning[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2016: 36–43.
- [16] 孙瑞祥. 遗传算法及其在信息熵优化中的应用[J]. 西安交通大学学报, 1999, (9): 98–102, 107.
- SUN Ruixiang. Genetic algorithm and its application in information entropy optimization [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 1999, (9): 98–102, 107.

本文引用格式:

- 罗俊, 李秀坤, 杜金鑫. 基于遗传算法的目标声散射回波多方向核函数匹配[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2025, 46(8): 1574–1582.
- LUO Jun, LI Xiukun, DU Jinxin. Multidirection kernel function matching of target acoustic scattering echo based on genetic algorithm[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2025, 46(8): 1574–1582.

(上接第 1573 页)

- [14] 周天, 袁伟家, 杜伟东, 等. 多波束测深声呐自主数据质量监测及门限控制[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2024, 45(5): 902–909, 921.
- ZHOU Tian, YUAN Weijia, DU Weidong, et al. Autonomous data quality monitoring and depth gate control of multibeam bathymetric sonar[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2024, 45(5): 902–909, 921.
- [15] 王久, 卢秉武, 张玉山, 等. 多波束声纳水柱影像在浅水目标探测中的应用[J]. 海洋测绘, 2018, 38(6): 54–58.
- WANG Jiu, LU Bingwu, ZHANG Yushan, et al. Application of multi-beam sonar water column image in object detection in shallow water[J]. Hydrographic surveying and charting, 2018, 38(6): 54–58.
- [16] 陈世进, 吴永清, 薛勐, 等. 一种基于质量因子的多波束测深声呐多子阵相位检测方法[J]. 信号处理, 2023, 39(10): 1890–1900.
- CHEN Shijin, WU Yongqing, XUE Meng, et al. A phase detection method for multiple subarrays of multi-beam echo sounder based on quality factor[J]. Journal of signal processing, 2023, 39(10): 1890–1900.
- [17] LURTON X. Swath bathymetry using phase difference: theoretical analysis of acoustical measurement precision [J]. IEEE journal of oceanic engineering, 2000, 25(3): 351–363.
- [18] 袁伟家. 基于海洋无人平台的多波束测深声呐数据质量控制方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2023: 1–18.
- YUAN Weijia. Research on quality control method of multi beam sounding sonar data based on ocean unmanned platform [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2023: 1–18.

本文引用格式:

- 高家伟, 翟羽飞, 朱建军, 等. 水下地形多波束幅相联合自适应检测与滤波[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2025, 46(8): 1566–1573, 1582.
- GAO Jiawei, ZHAI Yufei, ZHU Jianjun, et al. Multibeam amplitude-phase joint adaptive detection and filtering for underwater terrains [J]. Journal of Harbin Engineering University, 2025, 46(8): 1566–1573, 1582.