

针对非平稳频率方位量测的水下目标定距技术

侯翔昊¹, 郑佳瑞¹, 谷新禹^{1,2}, 杨益新¹

(1. 西北工业大学 航海学院, 陕西 西安 710072; 2. 杭州应用声学研究所, 浙江 杭州 310023)

摘要:针对水下环境中量测噪声的非平稳及统计特性未知等问题,本文在典型水下目标跟踪场景下,提出一种融合运动变化约束与自适应噪声估计的量测异常检测与修正机制。结合水下无人潜航器低速航行的运动特性,构建运动模型并引入基于新息分析的动态阈值策略,实现对突发量测异常的实时判别与修正。为增强滤波器在噪声未知环境中的适应能力,进一步引入了 Sage-Husa (SH) 算法解决噪声未知的问题,在动态环境中自适应调整量测噪声。经仿真与实测结果验证:所提方法与传统方法相比测距误差降低 13.16%,表明其在量测噪声非平稳下具备更强的稳健性与适应性。

关键词:水下潜航器; 目标跟踪; 量测异常修正; 运动变化约束; 扩展卡尔曼滤波; 自适应; 稳健性; 测距精度; 动态阈值检测; 噪声未知

DOI: 10.11990/jheu.202506004

网络出版地址: <https://link.cnki.net/urlid/23.1390.U.20250623.1201.004>

中图分类号: TB566 文献标志码: A 文章编号: 1006-7043(2025)08-1547-10

Underwater target ranging technique based on nonstationary frequency-azimuth measurements

HOU Xianghao¹, ZHENG Jiarui¹, GU Xinyu^{1,2}, YANG Yixin¹

(1. School of Marine Science and Technology, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China; 2. Hangzhou Applied Acoustics Research Institution, Hangzhou 310023, China)

Abstract: To address the challenges of nonstationary measurement noise and unknown statistical characteristics in underwater environments, a measurement anomaly detection and correction mechanism that integrates motion variation constraints with adaptive noise estimation was developed. Given that autonomous underwater vehicles are characterized by low-speed navigation, a motion model was constructed and a dynamic thresholding strategy based on innovation analysis was introduced to enable real-time identification and correction of abrupt measurement anomalies. The Sage-Husa algorithm was also incorporated to enhance the adaptability of the filter to environments with unknown noise statistics, allowing online adjustment of the measurement noise under dynamic conditions. Both simulation and experimental results demonstrate that the proposed method achieves a 13.16% reduction in ranging error compared to the traditional approach, indicating enhanced robustness and adaptability under non-stationary measurement noise conditions.

Keywords: underwater vehicle; target tracking; measurement anomaly correction; motion variation constraints; extended Kalman filtering; adaptive; robustness; ranging accuracy; dynamic threshold detection; unknown noise

水下目标跟踪与距离估计在海洋国防、资源开发、环境监测等领域中具有广泛的应用。其中水下目标的被动跟踪因其隐蔽性强、信号获取范围广等优势,逐渐成为该领域的重要研究方向^[1]。为实现

对水下目标的精确跟踪,研究者通常建立目标运动模型^[2],并利用状态估计算法进行连续跟踪。目前应用技术路径主要包括扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)^[3-4]、粒子滤波(particle filter, PF)^[5-6]与无迹卡尔曼滤波(unscented Kalman filter, UKF)^[7-8]等。

其中,粒子滤波能够处理强非线性与非高斯问题,理论灵活性强,但对采样质量和粒子数量高度依赖,计算复杂度较高,不利于实时系统部署;UKF虽

收稿日期: 2025-06-04.

网络出版日期: 2025-06-23.

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(62431023); 水声技术国家重点实验室稳定支持计划(JCKYS2022604SSJS010).

作者简介: 侯翔昊, 男, 副教授, 博士;

杨益新, 男, 教授, 博士生导师.

通信作者: 杨益新, E-mail: yxyang@nwpu.edu.cn.

然不依赖 Jacobian 矩阵,适用于中低维非线性系统,但在状态维度较高的情形下,对计算资源的需求大幅上升,实际部署难度增大。相比之下,EKF 由于结构简单、计算代价小,已在大多数实时目标跟踪场景中获得广泛应用^[9]。

在被动观测条件下,目标位置信息多依赖于纯方位测量^[10-11],即只有角度观测而无距离信息。虽然此类方法建模简洁,适用于静态或轨迹可预测场景,但在真实水下环境中,传感器所采集的测量数据常受非高斯噪声、多路径传播与信道扰动影响,表现出明显的非平稳性,导致状态估计出现偏差甚至发散^[12-13]。因此,近年来研究者逐步转向研究自适应噪声估计算法,试图在噪声不确定条件下提升跟踪的稳健性^[14-15]。然而,现有自适应滤波结构往往依赖复杂在线统计更新,在保证稳定性的同时也显著提升了计算负担。针对这一问题,研究者在扩展卡尔曼滤波框架下提出了快速自适应策略,通过引入贝叶斯估计和变分推理方法,兼顾了实时性与自适应能力^[16]。同时,为进一步提升在异常观测条件下的稳健性,部分工作引入基于残差的新息分析方法,对突发量测异常进行动态识别与处理^[17]。

在某些特定场景下,频率量测(如多普勒频移)可作为目标相对速度的间接信息^[18],为传统的方位观测提供重要补充。基于粒子滤波方法实现了方位-频率联合建模下的目标跟踪,有效提升了状态可观性^[19]。然而,多普勒观测在水下传播过程中极易受速度扰动、通道变化与多路径效应影响,表现出频繁的突变或失真。在此背景下,构建对频率观测异常具备感知与适应能力的状态估计结构,成为实现高稳健性目标跟踪的关键方向^[20-21]。

本文提出了一种改进的扩展卡尔曼滤波方法,针对水下目标低速运动和观测噪声非平稳的复杂环境,构建动态观测调整机制,并引入基于统计特性的自适应噪声估计策略,可实现对水下目标的稳定跟踪与精确测距。

1 单目标跟踪模型

本文旨在构建适用于水下目标距离估计的数学建模,结合目标在水下环境中的实际运动特性建立状态转移关系,构建非线性观测模型。通过状态空间建模,系统性描述目标状态与量测之间的关系,为后续基于 EKF 的状态估计与跟踪测距方法提供理论基础。

1.1 目标运动模型

在典型的水下任务中,为了降低被探测概率并延长续航时间,水下航行器(如无人潜航器 UUV 或

潜艇)通常采取低速、匀速的航行策略,以保持运动的隐蔽性。然而在某些任务过程中,航行器也可能根据路径或避障需求进行缓慢而持续的转向操作,呈现转弯运动特性。本文在目标建模阶段分别引入典型运动模型对目标状态进行描述:匀速模型(constant velocity, CV)和匀速转弯模型(coordinated turn, CT)。针对匀速模型,方位-频率联合观测下描述第 i_n 目标状态运动直线运动及转弯运动模型分别为:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k^{i_n} = \mathbf{F}_{klk-1} \mathbf{x}_{k-1}^{i_n} + \mathbf{G}_k \mathbf{w}_k \\ \mathbf{F}_{klk-1} = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{G}_k = \begin{bmatrix} \frac{1}{2}T^2 & 0 \\ T & 0 \\ 0 & \frac{1}{2}T^2 \\ 0 & T \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \end{cases} \quad (1)$$

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k^{i_n} = \mathbf{F}_{klk-1} \mathbf{x}_{k-1}^{i_n} + \mathbf{G}_k \mathbf{w}_k \\ \mathbf{F}_{klk-1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \frac{\sin(\omega T)}{w} & \frac{\cos(\omega T) - 1}{\omega} & 0 \\ 0 & 0 & \cos(\omega T) & -\sin(\omega T) & 0 \\ 0 & 1 & \frac{1 - \cos(\omega T)}{w} & \frac{\sin(\omega T)}{w} & 0 \\ 0 & 0 & -\sin(\omega T) & \cos(\omega T) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \end{cases} \quad (2)$$

式中: \mathbf{F}_{klk-1} 是状态转移矩阵; \mathbf{G}_k 是噪声驱动矩阵; \mathbf{w}_k 是协方差矩阵为 \mathbf{Q}_k 的零均值高斯过程噪声; T 是相邻时间步长之间的间隔; ω 为角速度。

1.2 量测模型

假设在时刻 k 平台成功获取到目标的量测值。由于传感器自身误差、海水扰动以及环境回波等因素影响,观测数据中会夹杂有噪声干扰。该类观测模型可简化为:

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{X}_k + \mathbf{V}_k \quad (3)$$

式中 $\mathbf{z}_k \in \mathbf{R}^m$ 是上时刻对系统的观测向量; \mathbf{H}_k 是观测矩阵; \mathbf{X}_k 是目标的状态信息; \mathbf{V}_k 是量测的干扰误差,对于方位-频率量测而言,观测站获得的量测信息为当前时刻目标方位角信息以及多普勒频移信息,量测方程为:

$$\mathbf{z}_k = h(\mathbf{x}_k) + \mathbf{V}_k = \begin{bmatrix} \beta_k \\ \bar{f}_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \arctan\left(\frac{x_k - x_{sk}}{y_k - y_{sk}}\right) \\ f_s \left(1 + \frac{v_k}{c}\right) \end{bmatrix} + \mathbf{V}_k \quad (4)$$

式中: $h(\ast)$ 为量测函数; \mathbf{V}_k 为均值为零, 方差为 \mathbf{R} 的高斯白噪声序列, 表示量测误差; f_s 为当前时刻的观测站接收目标辐射频率; \mathbf{v}_k 为 k 时刻目标所具有的相对观测站的径向速度; c 为声速, 其中径向速度为:

$$\mathbf{v}_k = (\mathbf{v}_x - \mathbf{v}_{sx}) \cos \beta_k + (\mathbf{v}_y - \mathbf{v}_{sy}) \sin \beta_k \quad (5)$$

式中: \mathbf{v}_x 和 \mathbf{v}_{sx} 分别为目标和观测站在 k 时刻的速度在 x 轴上的分量; \mathbf{v}_y 和 \mathbf{v}_{sy} 分别为目标和观测站在 k 时刻的速度在 y 轴上的分量。

2 基于量测约束机制与噪声估计的 EKF 算法

为了实现水下目标的高精度距离估计, 本文基于 EKF 构建了状态估计框架, 并针对频率量测易受扰动引发突变的问题, 设计了一种融合异常检测与自适应修正的改进滤波机制。该机制通过动态阈值与历史量测, 结合目标运动连续性与测量趋势变化特征, 有效判别和抑制突发异常, 提升了滤波器在复杂水下环境中的稳健性。同时, 为解决水下噪声未知带来的滤波精度问题, 本文引入了 Sage-Husa 算法, 自适应估计噪声特性, 从而实现水下目标高稳健跟踪与准确测距。基于量测约束机制与噪声估计的 EKF 算法流程如下。

2.1 先验估计

在 EKF 框架中, 状态预测通过前一时刻的状态估计和状态转移模型进行。假设目标在水下环境中表现为匀速直线运动, 其状态预测方程为:

$$\hat{\mathbf{x}}_{klk-1} = \mathbf{F}\hat{\mathbf{x}}_{k-1k-1} \quad (6)$$

根据状态预测结果, 计算当前时刻的先验误差协方差矩阵 \mathbf{P}_{klk-1} , 用于量化状态估计的不确定性。描述模型预测与实际状态之间的偏差, 更新为:

$$\mathbf{P}_{klk-1} = \mathbf{F}\mathbf{P}_{k-1k-1}\mathbf{F}^T + \mathbf{G}\mathbf{Q}\mathbf{G}^T \quad (7)$$

2.2 基于新息异常的智能动态检测与自适应修正策略

2.2.1 量测新息统计特征分析

定义量测值与预测量测值之间的差值为新息:

$$\mathbf{B}_k = \mathbf{z}_k - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}_{klk-1}) \quad (8)$$

对量测新息进行实时统计特征分析, 构建新息的实时监测, 保证量测信息的连续性和稳定性。

2.2.2 新息异常状态多层次智能检测分析

为了准确判别突发的异常量测, 本文提出了一种多层次智能检测机制。

新息瞬态异常检测: 通过统计新息的波动范围判断是否存在突发异常。

$$|\mathbf{B}_k| \geq \mu \quad (9)$$

实施多层次量测异常检测分析机制:

- 1) 进行新息瞬态异常检测;
- 2) 追踪量测历史新息, 动态检测量测值突变点;
- 3) 对量测值异常突变点进行历史数据平滑替换。

异常检测阈值 μ 的选取参考了水下航行器实际运行过程中量测误差的变化范围。本文主要表征为量测值与预测值之间的新息, 因此 μ 的设定应结合实际速度特性。

本文所考虑的目标(自主水下航行器或无人水下航行器)的径向速度分量, 其阈值设置主要依据为: 1) 当前任务中已知的目标速度范围; 2) 传统水下航行器典型运行速度经验数据。本文将阈值 μ 设定为一个与速度范围成比例的动态常数, 以确保检测机制可以检测到异常情况。

2.2.3 自适应量测信息修正分析与补偿机制

在识别到量测异常后, 系统采用自适应修正机制对异常量测进行动态补偿。考虑到水下无人潜航器(unmanned underwater vehicle, UUV)通常呈现低速、缓慢的运动特性, 为了避免先前的量测值对当前量测信息过分影响, 修正机制仅取最近 3 个时刻的量测信息进行修正。该方式保证了量测数据的平滑性, 有效避免了较远历史数据对当前状态估计负面影响。量测具体修正后 k 时刻的量测值 z_k 为:

$$z_k = \frac{1}{3} \sum_{i=k-3}^{k-1} z_i + \delta_k \quad (10)$$

式中: δ_k 为动态调整随机扰动因子, 深入分析历史量测信息的连续性特征, 其取值根据实时监测到的量测数据变化趋势进行动态优化, 进一步增强滤波过程对异常状态的抗扰动能力。

2.3 量测噪声自适应估计与滤波增益优化

2.3.1 Sage-Husa 算法估计量测噪声

在传统扩展卡尔曼滤波中, 卡尔曼增益的计算依赖于预设的量测噪声协方差。为了解决在复杂的水下环境中, 实际量测噪声往往具有强烈的不确定性和动态变化特征, 导致固定噪声模型难以准确反映真实情况, 从而影响滤波精度和系统稳健性, 本文引入 Sage-Husa 自适应噪声估计算法, 对量测噪声进行在线更新与动态调整。该算法通过当前量测新息与预测协方差的关系, 自适应估计每一时刻的量测噪声方差, 使滤波器能够在不确定噪声环境下仍保持稳定工作, 从而实现水下目标的高稳健跟踪与精确测距。

Sage-Husa 算法更新量测噪声估计为:

$$\mathbf{R}_k = (1 - d_k)\mathbf{R}_{k-1} + d_k(\mathbf{B}_k\mathbf{B}_k^T - \mathbf{H}_k\mathbf{P}_{klk-1}\mathbf{H}_k^T) \quad (11)$$

权重系数 d_k 为:

$$d_k = \frac{1 - b}{1 - b^k} \quad (12)$$

式中 b 是遗忘因子且 $0 < b < 1$ 。式(12)表明,如果 b 更接近 1,那么如式(11)所定义的噪声估计器将会优先考虑来自整个跟踪期间的信息;相反如果 b 更接近 0,该噪声估计器将会着重于最新的信息。因此,动态调整 b 的值会改变权重系数,会影响改进后的 Sage-Husa 在线噪声估计器的性能。

2.3.2 计算卡尔曼增益

基于当前预测的状态和量测信息,卡尔曼增益 K_k 被用来调整预测值与实际观测之间的融合权重:

$$K_k = P_{k|k-1} H_k^T (H_k P_{k|k-1} H_k^T + R_k)^{-1} \quad (13)$$

2.4 后验估计

2.4.1 状态修正

在对当前时刻的量测进行判别修正后,进行后验状态修正。通过融合预测状态和实际量测,得到最优的后验状态估计为:

$$\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + K_k [z_k - h(\hat{x}_{k|k-1})] \quad (14)$$

2.4.2 误差协方差矩阵修正

更新后的误差协方差矩阵 P_k 用于量化状态估计的不确定性:

$$P_{k|k} = (I - K_k H_{k+1}) P_{k|k-1} \quad (15)$$

通过协方差修正,实时反映系统状态估计的置信度,并为后续迭代提供稳定支持。

3 改进型 EKF 下的方位-频率量测目标定距与稳健性评估

本节围绕方位-频率量测展开,应用上述频率量测突变与噪声未知问题提出改进策略,以提升估计精度与稳健性。其中,频率信息可用于反演目标的相对运动状态,进而实现距离估算。考虑到水下航行器在实际作业过程中通常保持匀速直线航行或因其余避障需求呈现转弯运动,本文在目标建模分析中分别讨论了 CV 与 CT2 类典型运动模式。在仿真阶段,为聚焦算法性能的评估,只采用 CV 模型构建目标状态。

为了评估算法的性能表现,衡量估计值与真实目标距离之间的评判指标距离估计误差为:

$$E_{\text{error}} = (\sqrt{(x_k - x_{sk})^2 + (y_k - y_{sk})^2})^{-1} \times 100\% \times \left| \sqrt{(x_k - x_{sk})^2 + (y_k - y_{sk})^2} - \sqrt{(\hat{x}_{k|k} - x_{sk})^2 + (\hat{y}_{k|k} - y_{sk})^2} \right| \quad (16)$$

式中: (x_k, y_k) 为目标在 k 时刻的坐标; (x_{sk}, y_{sk}) 为观测站在 k 时刻的坐标; $(\hat{x}_{k|k}, \hat{y}_{k|k})$ 为目标在 k 时刻

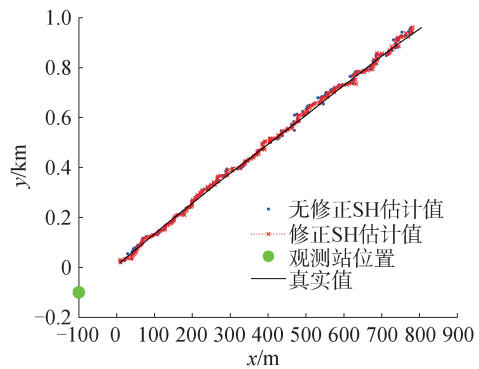
的估计值的坐标。

本文以 EKF 算法为基准模型(不含异常修正机制与噪声估计),并与本文提出的改进型 EKF 方法进行性能比较。在仿真设置方面,为模拟突发性传感器异常,在相对时间 100~150 s 阶段将量测噪声放大固定倍数,构造量测异常场景;真实轨迹初始位置坐标为(10,20),由于初始位置不确定,滤波初始位置 1 坐标设置为(10,20)。滤波初始位置 2 坐标设置为(50,30)。

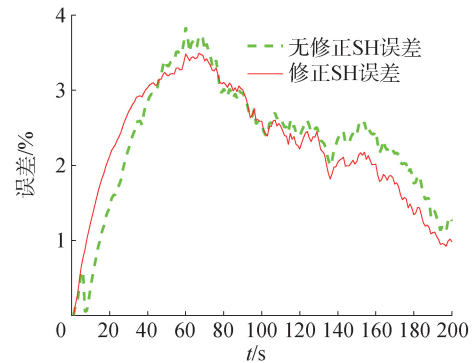
3.1 量测噪声方差维持初始设定值

为评估算法在标准噪声条件下的性能表现,设定量测噪声方差维持初始水平不变,以模拟相对安静、干扰较低的典型海洋环境。

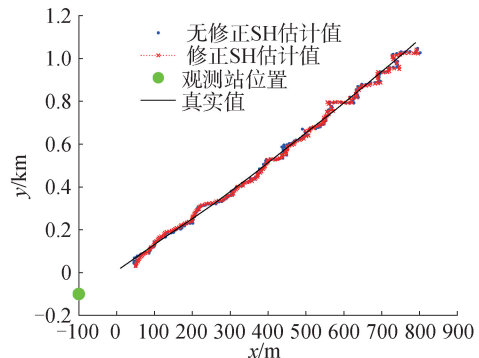
分析标准噪声环境下的目标运动轨迹估计效果,绘制目标真实轨迹与 2 种算法的估计轨迹及测距误差对比图,如图 1 所示。平均测距误差如表 1 所示。



(a) 滤波位置1的EKF跟踪结果



(b) 滤波位置1的测距误差对比



(c) 滤波位置2的EKF跟踪结果

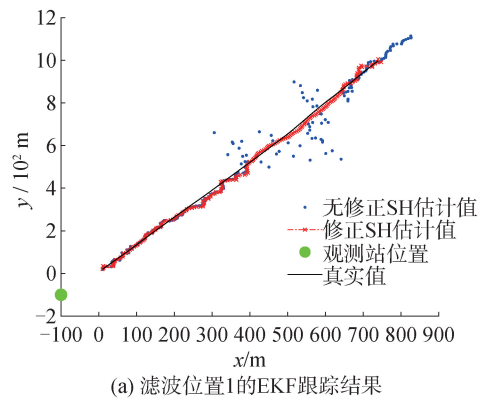
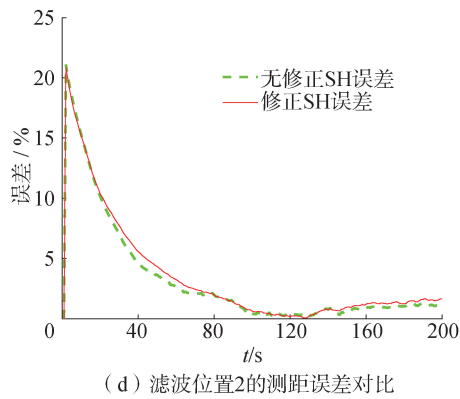


图 1 标准噪声条件下跟踪效果及测距误差

Fig. 1 Tracking performance and ranging error under standard noise conditions

表 1 标准噪声条件下修正前后测距平均误差对比
Table 1 Comparison of average distance error before and after correction under standard noise conditions

位置	无修正 SH	修正 SH
滤波初始位置 1	2.33	2.28
滤波初始位置 2	3.17	3.44

仿真结果表明,在标准噪声条件下传统 EKF 与改进 EKF 均表现出良好的目标跟踪与测距能力,测距误差较小,跟踪曲线较为平稳,测距误差接近。

初始位置变动的情况下,2 种算法仍能实现稳健跟踪,达到较好的测距效果。在该噪声水平较低、量测稳定的环境中,传统 EKF 已有较强的估计能力,因此改进机制的性能优势尚不明显。

3.2 量测噪声方差激增 5 倍

为进一步验证算法在中等强度干扰条件下的稳健性,本文将量测噪声方差设定为初始值的 5 倍,以模拟真实水下作战或复杂探测任务中常见的中等强度背景噪声环境。在该工况下,量测数据的稳定性显著下降,噪声对滤波器估计性能的干扰明显增强。对传统 EKF 与引入量测修正及 Sage-Husa 噪声估计机制的改进 EKF 进行目标跟踪性能分析。

分析量测方差激增条件下的目标轨迹估计效果,绘制目标实际轨迹与 2 种算法的估计轨迹对比图,如图 2 所示。平均测距误差如表 2 所示。

表 2 量测噪声方差激增 5 倍条件下修正前后测距平均误差对比
Table 2 Comparison of average distance estimation error before and after correction under fivefold increase in measurement noise

位置	无修正 SH	修正 SH
滤波初始位置 1	4.33	0.98
滤波初始位置 2	9.63	5.85

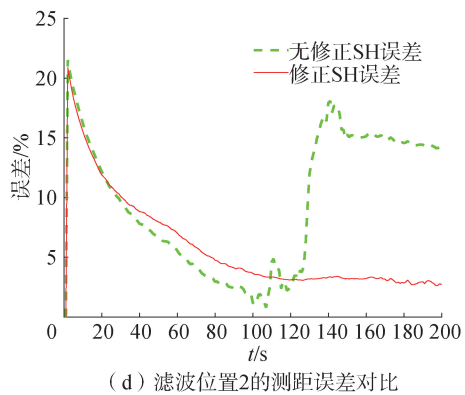
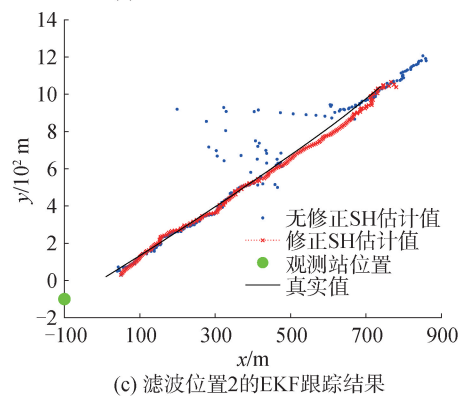
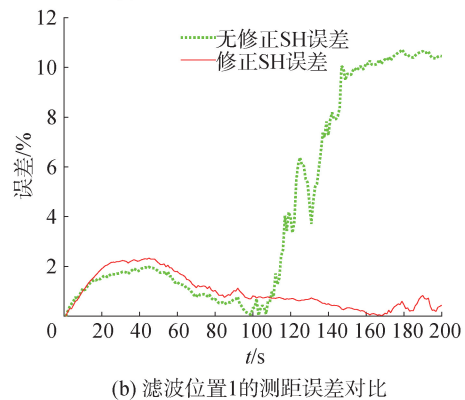


图 2 量测噪声方差激增 5 倍条件下跟踪效果及测距误差
Fig. 2 Tracking performance and ranging error under fivefold increase in measurement noise variance

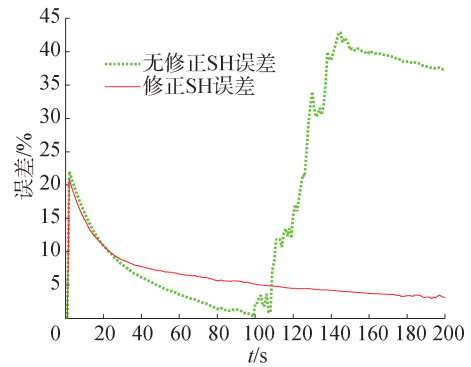
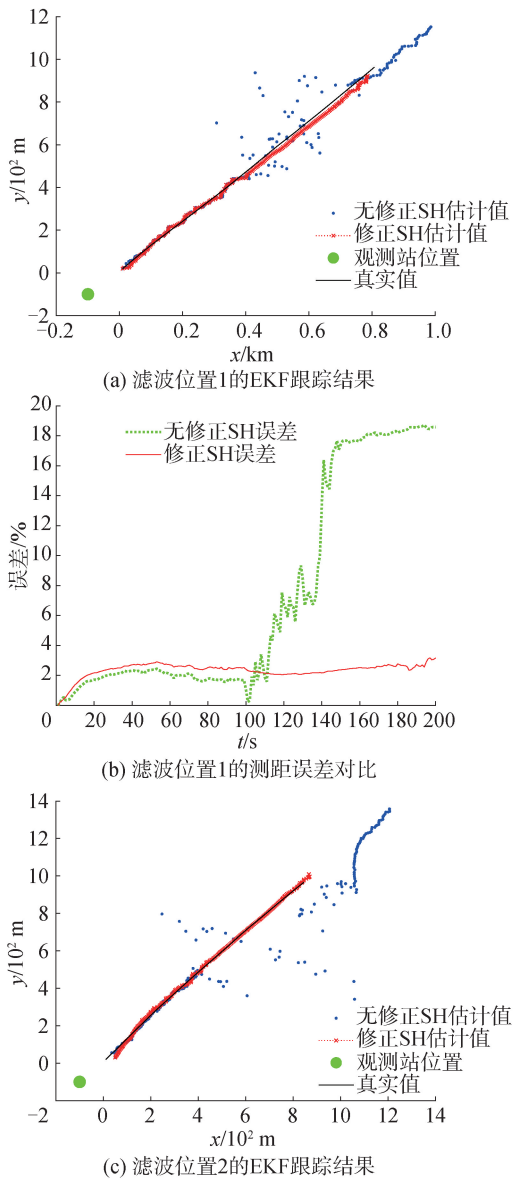
仿真结果表明,在噪声显著增强的中等强度干扰环境下,传统 EKF 出现明显的偏差,误差波动较大,部分时段甚至接近发散,稳定性明显下降。相比之下,改进 EKF 依托于量测异常检测修正机制与自

适应噪声估计策略,能够有效缓解噪声干扰对估计精度的影响,系统始终实现了稳健的目标跟踪与高精度的距离估计。

3.3 量测噪声方差激增 10 倍

为验证算法在极端噪声干扰条件下的稳定性与抗干扰能力,本节将量测噪声方差设定为初始值的 10 倍,以模拟强干扰、强背景噪声等典型极端海洋环境。在此类场景中,量测严重退化,频率量测易受到强烈扰动,对滤波器的稳健性造成较大影响。对传统 EKF 与引入量测修正及 Sage-Husa 噪声估计机制的改进 EKF 进行估计性能对比分析。

分析量测方差激增 10 倍条件下的目标运动轨迹估计效果,绘制目标实际轨迹与 2 种算法的估计轨迹对比图,如图 3 所示。平均测距误差如表 3 所示。



(d) 滤波位置2的测距误差对比

图 3 量测噪声方差激增 10 倍条件下跟踪效果图及测距误差

Fig. 3 Tracking performance under tenfold increase in measurement noise variance

表 3 量测噪声激增 10 倍条件下修正前后测距平均误差对比

Table 3 Comparison of average distance estimation error before and after correction under tenfold increase in measurement noise

位置	无修正 SH	修正 SH	%
滤波初始位置 1	7.36	2.36	
滤波初始位置 2	18.60	6.19	

仿真结果表明,在强噪声干扰的极端环境下,传统 EKF 在 2 种滤波初始位置设定下均出现严重性能退化,估计误差剧烈波动,整体跟踪能力基本失效,稳定性明显不足。相比之下,改进 EKF 依托于自适应噪声估计与异常修正机制,在不同初始位置下均能维持状态估计的收敛性与可控误差,体现了跟踪算法在极端条件下的稳健性。

综上所述,本文通过构建多级量测噪声工况,评估了在不同海洋环境噪声水平下,传统 EKF 算法与融合了异常量测自适应修正与噪声动态估计机制的改进型 EKF 在 2 种滤波初始位置设定下的性能差异。实验结果表明,在噪声水平较低的理想海况下,2 类算法在不同初始位置下均可实现稳定的目标跟踪与距离估算,估计精度接近;而在中等至极端噪声条件下,传统 EKF 滤波性能显著下降,误差波动明显增大,甚至出现估计发散现象。相比之下,引入了基于运动趋势约束的量测异常检测修正机制与 Sage-Husa 自适应噪声估计算法的改进 EKF,在 2 种滤波初始位置设定下均展现了稳健跟踪和精准测距性能,始终保持良好的测距一致性与估计稳定性。仿真结果充分验证了本文所提出方法在复杂水下环境中应对突发量测扰动与动态噪声变化的有效性。

4 目标测距性能实验验证

4.1 数据来源

本文所采用的 UUV 目标特性测量试验数据由某次湖试验实验所得。试验中,UUV 目标沿近似圆周轨迹航行,圆周直径约为 200 m,航速约为 4 kn。GPS 经过坐标转换后获得以观测站为原点的二维笛卡尔坐标系下的目标位置数据。基于该实测数据,本文对基于方位与径向速度的量测信息进行数据验证,为算法性能评估提供了数据支撑。

目标运动 11:35:41 时的轨迹如图 4 所示,观测站不机动且位于图中原点位置。

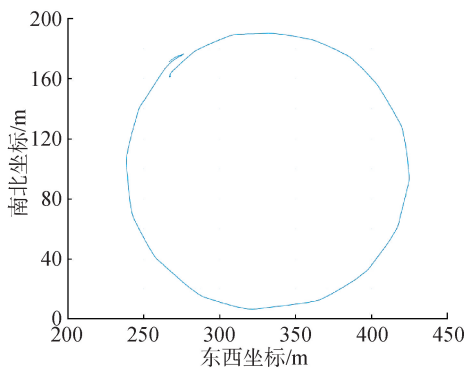


图 4 UUV 运动轨迹

Fig. 4 Trajectory of the UUV's movement

本文已给出方位频率量测的单目标跟踪,当目标与观测者存在相对运动,目标相对于观测者的径向速度为 v_r 时,观测站接收目标辐射频率 f_s 时会产生多普勒频移:

$$\bar{f}_i = f_s \left(1 + \frac{v_r}{c} \right) \quad (17)$$

式中 \bar{f}_i 为多普勒频率的真实值; c 为声波传播速度。由于未给出目标的辐射频率,故采用方位-径向速度量测进行数据验证。

4.2 实验设置及实验结果

目标跟踪轨迹共分为 2 段:第 1 段轨迹运动时间为某天 11:28:39 ~ 11:29:46,第 2 段为 11:30:55 ~ 11:32:35 时刻。选取了这 2 段具有代表性的观测轨迹进行目标跟踪与测距性能的验证,其中一段为目标靠近阶段,另一段为目标远离阶段。

4.2.1 实测数据跟踪结果

本文在噪声水平维持正常设定的条件下,对实测数据进行了目标跟踪实验,以验证所采集数据的有效性及其在标准工况下的适应能力。目标第 1 段运动轨迹初始位置坐标为 (280 m, 175 m),第 2 段运动轨迹初始位置坐标为 (400 m, 40 m),量测噪

声矩阵 $R = \text{diag}(0.25, 16)$ 。

根据图 5 和图 6 得出,EKF 跟踪方法在实际试验数据下表现出较好的跟踪性能。如图 7 所示,在 11:31:50(即相对开始后的 220 s)左右,由于目标的方位角量测与真实相差较大,导致跟踪误差变大。目标的跟踪轨迹趋势基本符合数据变化趋势,整体测距误差保持在目标真实距离的 10% 以内,验证了 EKF 方法的估计精度和工程适用性。

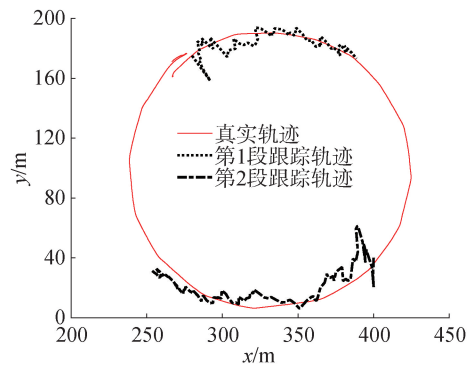


图 5 EKF 跟踪结果

Fig. 5 EKF tracking results

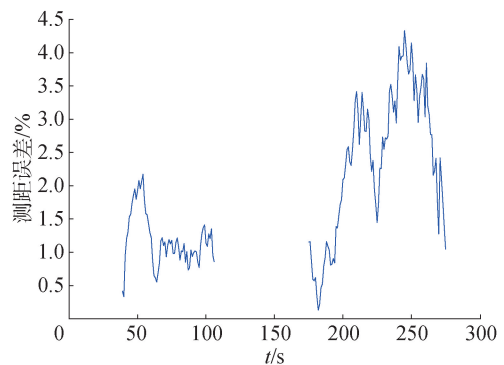


图 6 EKF 测距误差

Fig. 6 EKF distance estimation error

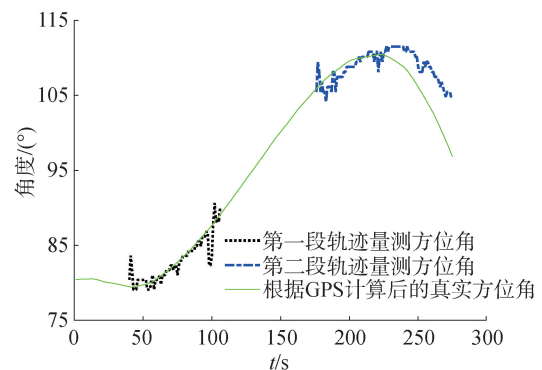


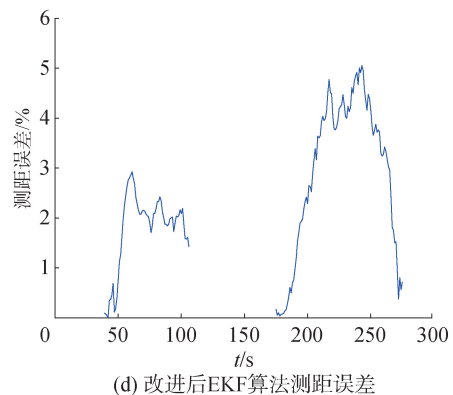
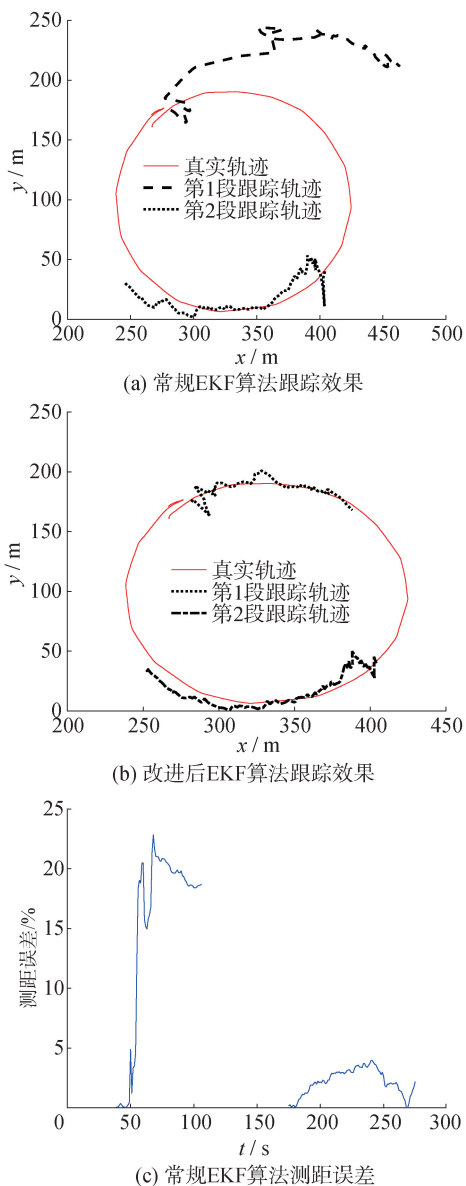
图 7 真实方位角与量测方位角对比

Fig. 7 Comparison between true bearing and measured bearing

4.2.2 量测异常下实测数据跟踪结果

为验证异常量测修正机制在突发干扰条件下

的实际适用性与工程可行性,本文基于实测数据设计了干扰注入实验。具体地,选取 UUV 目标第 1 段运动轨迹中的 11:28:50~11:29:10,对径向速度量测数据施加强干扰,人工叠加方差为 200 m/s 的高斯白噪声,用以模拟真实水下探测任务中可能遭遇的突发量测异常,如环境激变、设备误差或传感器临时失效等情况。该设置使得原本平稳的量测数据在扰动区间内呈现出明显的跳变或漂移特征,对滤波器稳健性产生较大影响。在其他时段与第 2 段目标轨迹中,未施加任何额外干扰,仅保留原始量测误差,以保证实验对比的真实性和可控性。上述设置为异常处理机制的性能测试提供了具有代表性的环境条件,有助于全面评估算法在非理想条件下的稳定性与异常适应能力。相关量测变化、跟踪结果及测距误差如图 8 所示。



(d) 改进后EKF算法测距误差

图 8 量测修正与噪声估计前后量测变化、跟踪结果及测距误差对比

Fig. 8 Comparison of measurement variation, tracking results, and distance estimation error before and after measurement correction and noise estimation

平均测距误差对比如表 4 所示。由表 4 可见,所提出的基于量测约束的异常检测修正机制联合 Sage-Husa 自适应噪声估计算法的改进方法,在 UUV 实测数据中表现出显著的测距性能优势。在模拟量测激增干扰的条件下,相较于未引入改进机制的传统方法,改进算法平均测距误差降低了 13.16%,有效抑制了突发异常与噪声扰动所导致的估计偏差。结果验证了本文提出的方位-频率观测下融合异常修正与噪声自适应能力的目标跟踪方法,在真实复杂环境中具备良好的跟踪及测距性能。

表 4 量测修正与噪声估计前后测距误差对比

Table 4 Comparison of distance estimation errors before and after measurement correction and noise estimation

轨迹	量测未修正之前平均误差	量测修正后平均误差
第 1 段轨迹	14.93	1.77
第 2 段轨迹	2.18	2.09

5 结论

1) 本文提出的改进型 EKF 方法,充分考虑了水下无人潜航器在低速航行状态下的运动特性以及水下环境中噪声未知特性,构建了融合动态阈值判别修正与噪声在线估计的滤波结构。该方法能够有效识别并修正突发量测异常,增强滤波器在非平稳观测条件下的稳健性。

2) 在测距精度方面,相较于传统滤波方法,本文方法在多种复杂噪声条件下均表现出明显提升,为水下复杂环境中的目标测距与跟踪任务提供了可靠的技术保障。

参考文献:

- [1] HOU Xianghao, CHEN Yuxuan, ZHANG Boxuan, et al. Review of research progress on passive direction-of-arrival tracking technology for underwater targets [J]. Remote sensing, 2024, 16(23): 4511.
- [2] 侯翔昊, 乔钢, 周建波, 等. 基于矢量对偶四元数的水下机动目标自适应跟踪[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2020, 41(10): 1444-1449, 1463.
- HOU Xianghao, QIAO Gang, ZHOU Jianbo, et al. Adaptive tracking algorithm for underwater maneuvering target based on vector dual quaternions [J]. Journal of Harbin Engineering University, 2020, 41(10): 1444 - 1449, 1463.
- [3] 孙同晶, 朱庆煜, 王治撰. 基于主动波导不变量分布的改进扩展卡尔曼滤波跟踪方法[J]. 电子与信息学报, 2025, 47(1): 167-177.
- SUN Tongjing, ZHU Qingyu, WANG Zhizhuan. Improved extended Kalman filter tracking method based on active waveguide invariant distribution[J]. Journal of electronics & information technology, 2025, 47(1): 167-177.
- [4] LI Yibing, JIU Mingyang, SUN Qian, et al. An improved target tracking algorithm based on extended Kalman filter for UAV[C]//2018 IEEE Asia-Pacific Conference on Antennas and Propagation (APCAP). Piscataway, NJ, 2018: 435-437.
- [5] 季陈倍, 田梦楚, 吴云, 等. 基于粒子滤波的无人机实时在线目标跟踪算法研究[J]. 智能物联技术, 2025, 8(1): 13-20.
- JI Chenbei, TIAN Mengchu, WU Yun, et al. Research on real-time online target tracking algorithm for unmanned aerial vehicle based on particle filter[J]. Technology of IoT & AI, 2025, 8(1): 13-20.
- [6] LI X H, LI Y A, FY Y, et al. EKF and PF algorithms and their application to target tracking [J]. Technical acoustics, 2012, 31(3): 296-299.
- [7] 陈晓锋, 庄巍, 李少勇, 等. 一种基于强跟踪无迹卡尔曼滤波算法的组合导航方法[J]. 机电工程技术, 2024, 53(12): 105-110.
- CHEN Xiaofeng, ZHUANG Wei, LI Shaoyong, et al. A combined navigation method based on strong tracking unscented Kalman filter algorithm [J]. Mechanical & electrical engineering technology, 2024, 53(12): 105-110.
- [8] YAN Hao, WANG Fawei. A method of strong tracking UKF based on adaptive constraints [C]//2019 IEEE 3rd Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference (ITNEC). Cheng du, 2019: 213-234.
- [9] 孙宝全, 颜冰, 姜润翔, 等. 基于约束渐进扩展卡尔曼滤波的船舶电场跟踪定位方法[J]. 海军工程大学学报, 2018, 30(6): 30-35.
- SUN Baoquan, YAN Bing, JIANG Runxiang, et al. Method of ship electric field tracking and positioning based on constrained progressive extended Kalman filter [J]. Journal of Naval University of Engineering, 2018, 30(6): 30-35.
- [10] 曲毅, 刘忠. 基于 UKF 的水下目标纯方位跟踪算法 [J]. 舰船科学技术, 2009, 31(7): 133-136.
- QU Yi, LIU Zhong. Research of underwater bearings-only target tracking algorithm based on UKF [J]. Ship science and technology, 2009, 31(7): 133-136.
- [11] 田政, 姜林君, 程显超, 等. 传感器测量衰减下的水下目标纯方位跟踪算法 [J]. 海洋测绘, 2020, 40(5): 53-57.
- TIAN Zheng, JIANG Linjun, CHENG Xianchao, et al. Multi-sensor bearing-only underwater target tracking algorithm for sensor measurement attenuation [J]. Hydrographic surveying and charting, 2020, 40(5): 53-57.
- [12] HOU Xianghao, QIAO Yueyi, ZHANG Boxuan, et al. Robust underwater direction-of-arrival tracking based on variational Bayesian extended Kalman filter [J]. JASA express letters, 2023, 3(1): 014801.
- [13] ZHANG Boxuan, HOU Xianghao, YANG Yixin. Robust underwater direction-of-arrival tracking with uncertain environmental disturbances using a uniform circular hydrophone array [J]. The journal of the acoustical society of America, 2022, 151(6): 4101-4113.
- [14] ZHANG Boxuan, HOU Xianghao, YANG Yixin, et al. Robust Underwater Direction-of-Arrival Tracking with Uncertain Measurement Noise [C]//International Conference on Guidance, Navigation and Control. Singapore, 2022.

- [15] 张博轩,杨益新,侯翔昊. 量测噪声不确定情况下的水下多目标稳健方位跟踪[J]. 声学学报,2023,48(4): 605-617.
ZHANG Boxuan, YANG Yixin, HOU Xianghao. Robust underwater multi-target direction-of-arrival tracking with uncertain measurement noise[J]. Acta acustica, 2023, 48(4): 605-617.
- [16] ZHANG Boxuan, HOU Xianghao, YANG Yixin, et al. A fast variational Bayesian adaptive extended Kalman filter for robust underwater direction-of-arrival tracking [J]. IEEE sensors journal, 2023, 23(13): 14709-14720.
- [17] 陈启航, 罗威, 谢晓乐, 等. 基于残差自适应的纯方位伪线性卡尔曼滤波跟踪方法[J]. 舰船科学技术, 2025, 47(4): 130-136.
CHEN Qihang, LUO Wei, XIE Xiaole, et al. Residual adaptive bearing-only pseudo-linear Kalman filter tracking method[J]. Ship science and technology, 2025, 47(4): 130-136.
- [18] 匡玉. 基于角度和多普勒信息的多目标被动跟踪与分类[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2024.
KUANG Yu. Multi-target passive tracking and classifica-
- tion based on angle and Doppler information[D]. Hangzhou: Hangzhou Dianzi University, 2024.
- [19] 王为, 王俊龙. 利用深海目标方位-频率测量的粒子滤波TMA方法[J]. 声学及电子工程, 2024(4): 1-4, 28.
WANG Wei, WANG Junlong. Particle filter TMA method using deep-sea target azimuth-frequency measurement [J]. Acoustics and electronics engineering, 2024(4): 1-4, 28.
- [20] 赵显. 多普勒雷达目标跟踪算法研究[D]. 昆明: 昆明理工大学, 2024.
ZHAO Xian. Research on target tracking algorithm of Doppler radar [D]. Kunming: Kunming University of Science and Technology, 2024.
- [21] 陈小莉, 朱溢涛, 郭文飞, 等. 基于卡尔曼滤波的铱星信号多普勒跟踪方法与参数设计[J]. 电讯技术, 2025, 65(5): 756-766.
CHEN Xiaoli, ZHU Yitao, GUO Wenfei, et al. Doppler tracking method and parameter design of iridium signal based on kalman filtering [J]. Telecommunication Engineering, 2025, 65(5): 756-766.

本文引用格式:

侯翔昊,郑佳瑞,谷新禹,等. 针对非平稳频率方位量测的水下目标定距技术[J]. 哈尔滨工程大学学报,2025,46(8):1547-1556.
HOU Xianghao, ZHENG Jiarui, GU Xinyu, et al. Underwater target ranging technique based on nonstationary frequency-azimuth measurements[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2025, 46(8): 1547-1556.