

融合Grubbs-信息熵与改进粒子滤波的三维水下目标跟踪算法

蔡芳林 王骥* 邱浩玮

(广东海洋大学电子与信息工程学院 湛江 524088)

(广东省智慧海洋传感网及其装备工程技术研究中心 湛江 524088)

摘要:为解决三维空间中水下无线传感器网络(UWSN)在异常情况下进行目标跟踪时精度不佳的问题, 该文提出一种基于优化Grubbs准则的信息熵加权数据融合和改进粒子滤波(IPF)的三维水下目标跟踪算法(OGIE-IPF)。首先, 在粒子滤波框架中融合无迹卡尔曼滤波(UKF)算法以构建重要性密度函数, 从而抑制粒子退化现象; 同时, 在重采样阶段提出一种动态自适应分层权重优化机制, 通过差异化修正高、中、低权重粒子的分布, 以增强粒子多样性并抑制贫化现象。其次, 基于标准Grubbs准则提出以马氏距离替代传统的标准化残差思想构建异常统计量, 通过融合多维变量的协方差矩阵, 实现多维数据的异常检测。最后, 基于IPF实现局部目标跟踪, 结合优化的Grubbs准则进行异常检测与传感器信任评估, 并通过信息熵加权的多元融合算法完成全局状态估计。仿真实验结果表明, 所提改进算法相较于PF算法, 粒子权重分布方差降低了约97.26%, 而在低噪声和高噪声场景下相比于粒子滤波(PF)、扩展粒子滤波(EPF)、无迹粒子滤波(UPF)均方根误差分别降低了79.78%, 66.78%, 56.41%和83.41%, 70.38%, 21.68%。该文所提改进算法有效提高了水下异常情况下的目标跟踪精度, 展现出良好的鲁棒性。

关键词: 水下无线传感器网络; 目标跟踪; 粒子滤波; Grubbs准则; 信息熵

中图分类号: TN929.3; TP393

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2025)11-4384-10

DOI: 10.11999/JEIT250249

CSTR: 32379.14.JEIT250249

1 引言

随着海洋资源开发的战略地位日益凸显, 水下无线传感器网络(Underwater Wireless Sensor Networks, UWSN)在海洋领域得到广泛应用。而UWSN目标跟踪技术是实现海洋资源探测、目标侦察和水下攻防等领域核心技术之一^[1]。复杂海洋环境引发的信号畸变与单个节点固有的资源限制, 是制约UWSN目标跟踪性能提升的主要挑战之一^[2]。构建多源数据融合框架与自适应滤波算法的分布式处理架构是解决上述挑战的有效途径之一^[3]。目标跟踪领域最为经典的算法是卡尔曼滤波算法(Kalman Filter, KF), 但其仅适用于线性高斯噪声系统^[4]。针对非线性噪声系统下的目标跟踪问题, 学者们基于卡尔曼滤波算法的框架上, 相继提出了扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter, EKF)^[5]和无迹卡尔曼滤波(Unscented Kalman Filter, UKF)^[6]等滤波算法, 但当此类算法应用于水下强非线性动力学系统与非高斯噪声耦合场景时, 其状

态估计精度显著降低。粒子滤波(Particle Filter, PF)凭借其非参数蒙特卡罗采样机制, 因而在UWSN水下目标跟踪领域展现出显著优势^[7]。但PF算法在实际应用中常出现粒子退化和粒子贫乏问题, 会严重影响跟踪精度^[8,9]。现有改进方案多聚焦于重要性密度函数优化与自适应重采样策略设计^[10]。冉星浩等人^[11]通过2阶中心差分滤波优化重要性密度函数以解决粒子退化问题, 并结合重采样方法中的权值优选思想增加粒子集的多样性, 从而改善样本贫化现象; Zhao等人^[12]和冉星浩等人^[13]利用UKF作为重要性概率密度函数, 并引入权值优化机制抑制粒子贫化现象。然而, 文献^[11-13]在重采样过程中采用固定权重因子, 未能够根据有效粒子数和具体情况进行动态调整, 缺乏自适应性。另一方面, 学者们通过优化建议分布以提升估计精度。张宏伟^[14]基于双观测站架构, 通过UKF生成粒子滤波的建议分布, 并利用其无迹变换技术更新目标状态, 以提升状态估计精度; Du等人^[15]针对机动目标跟踪时存在难以完全覆盖目标, 在基于UKF优化粒子滤波的基础上, 加入分治采样进一步防止了粒子退化现象; 张程振等人^[16]研究对比了分别使用EKF和UKF优化粒子滤波在水下不同噪声环境下的目标跟踪效果, 并分析它们之间的优缺点。此外, 考虑到节点在异常情况下的目标跟踪数据融合问题, 张颖等人^[17]针对水下复杂环境中不同节点的状态估计贡献度差异问题, 提出了基于Grubbs准则的干扰信息剔除方

收稿日期: 2025-04-09; 改回日期: 2025-10-21; 网络出版: 2025-10-27

*通信作者: 王骥 13902576499@163.com

基金项目: 广东省普通高校重点领域新一代信息技术专项项目(2020ZDZX3008)

Foundation Item: The Key Areas Special Project of New Generation Information Technology for Higher Education Institutions in Guangdong Province (2020ZDZX3008)

法，结合互信息熵加权融合策略改进粒子滤波，但该方法将异常检测局限于数据预处理阶段，未能实现对传感器运行时的故障监测。朱洪波等人^[18]针对传感器节点异常情况下的系统状态估计问题，设计分布式滤波框架，通过K-medoids信任机制筛选预处理后的局部状态估计数据，并采用扩散融合策略实现状态估计的动态更新，有效提高了系统的鲁棒性。综上，现有方法仍存在以下不足：(1)权重因子多为固定参数，难以动态响应粒子退化程度；(2)多维异常检测中维度兼容性与判定准确性难以兼顾。

为此，本文提出一种基于优化Grubbs准则的信息熵(Optimized Grubbs Information Entropy, OGIE)加权数据融合和改进粒子滤波(Improved Particle Filter, IPF)的三维水下目标跟踪算法(OGIE-IPF)。本算法首先利用UKF构建重要性密度函数，结合自适应分层权重优化机制提升状态估计精度；进而基于马氏距离改进Grubbs准则，实现多维状态异常检测与可信节点筛选；最后通过信息熵加权融合策略自适应分配节点权重，提升系统在复杂水下环境中的跟踪鲁棒性。

2 目标跟踪系统模型

2.1 目标跟踪模型

假设目标在三维水下环境中沿水平与垂直方向均保持匀加速直线运动模式，其动态运动方程可描述为

$$\mathbf{X}_{k+1} = \mathbf{F} \cdot \mathbf{X}_k + \mathbf{Q} \cdot \mathbf{W}_k \quad (1)$$

其中， \mathbf{X}_{k+1} 为目标在 $k+1$ 时刻的状态向量，其分别表示为 x, y, z 3轴的位置、速度和加速度，用向量表示为 $[x_k, y_k, z_k, v_{k,x}, v_{k,y}, v_{k,z}, a_{k,x}, a_{k,y}, a_{k,z}]^T$ 。 \mathbf{W}_k 表示系统的高斯随机过程噪声， \mathbf{F} 和 \mathbf{Q} 分别表示状态转移矩阵和系统扰动矩阵。

2.2 量测模型

设观测站传感器的坐标位置为 (x_s^i, y_s^i, z_s^i) ，则 k 时刻系统的量测模型可表示为

$$\mathbf{Z}_{k+1} = \mathbf{h}(\mathbf{X}_k) + \mathbf{v}_k \quad (2)$$

$$\mathbf{h}(\mathbf{X}_k) =$$

$$\begin{bmatrix} \sqrt{(x_k - x_s^i)^2 + (y_k - y_s^i)^2 + (z_k - z_s^i)^2} \\ \arctan\left(\frac{y_k - y_s^i}{x_k - x_s^i}\right) \\ \arctan\left(\frac{z_k - z_s^i}{\sqrt{(x_k - x_s^i)^2 + (y_k - y_s^i)^2}}\right) \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中从上到下依次表示为 k 时刻目标与观测站之间的距离、方位角和俯仰角。 \mathbf{v}_k 为观测站传感器的观测噪声，过程噪声 \mathbf{W}_k 与观测噪声 \mathbf{v}_k 互不相关。

3 标准粒子滤波算法

粒子滤波作为一种典型的概率估计算法，其基本原理在于利用蒙特卡罗模拟技术实现动态系统的递推状态估计。在估计过程中利用重要性采样和重采样技术逐步更新粒子的状态和权重，从而实现对动态系统状态的准确估计，其表达式为

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{f}(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{w}_{k-1}) \quad (4)$$

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{h}(\mathbf{x}_k, \mathbf{v}_k) \quad (5)$$

其中， \mathbf{x}_k 为状态向量， $\mathbf{f}(\cdot)$ 代表状态转移函数， \mathbf{w}_k 为系统的过程噪声， \mathbf{z}_k 表示系统的量测向量， $\mathbf{h}(\cdot)$ 表示系统的量测函数， \mathbf{v}_k 为系统的量测噪声。

设 $k-1$ 的后验概率密度为 $p(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1})$ ，则 k 时刻目标的状态预测方程为

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k-1}) = \int p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}) p(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1}) d\mathbf{x}_{k-1} \quad (6)$$

设重要性概率密度函数为 $q(\mathbf{x}_{0:k} | \mathbf{z}_{1:k})$ ，重要性权值更新公式为

$$w_k^i = w_{k-1}^i \frac{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^i) p(\mathbf{x}_k^i | \mathbf{x}_{k-1}^i)}{q(\mathbf{x}_k^i | \mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{z}_k)} \quad (7)$$

设 w_k^i 为 k 时刻第 i 个粒子的权值，并将权值进行归一化，其表达式为

$$\tilde{w}_k^i = w_k^i / \sum_{i=1}^N w_k^i \quad (8)$$

计算有效粒子数 N_{eff} ，其表达式为

$$N_{\text{eff}} = 1 / \sum_{i=1}^N (\tilde{w}_k^i)^2 \quad (9)$$

输出节点状态估计值，其表达式为

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \sum_{i=1}^N \tilde{w}_k^i \mathbf{x}_k^i \quad (10)$$

4 改进粒子滤波算法原理

标准粒子滤波在重要性采样过程中存在固有缺陷，即迭代过程中粒子权重分布呈现偏态化，使得大量粒子权重趋近于零，而少数粒子占据主导权值，导致状态估计精度严重依赖有限粒子集，这种现象称之为粒子退化。传统重采样策略通过复制高权值粒子可暂时缓解退化问题，但会引发粒子多样性衰减的次生风险，即高权值粒子被反复复制，使得低权值粒子遭系统性淘汰，最终导致粒子贫化问题。

4.1 UKF构建重要性函数

标准粒子滤波算法在构建重要性采样函数时，通常直接选取系统状态的先验概率模型作为建议分

布, 容易导致采样粒子偏离真实后验概率分布, 进而引发状态估计偏差。为解决该问题, 本文引入UKF的无迹变换机制, 通过融合最新量测数据实现状态均值与协方差矩阵的递推优化, 构建更逼近目标分布的建议分布, 从而粒子抑制退化现象。具体实现步骤如下:

(1) 初始化阶段, 计算粒子均值和误差协方差 p_0^i , 并初始化粒子权重。

(2) 在 $k-1$ 时刻, 对每个粒子 x_{k-1}^i 使用UKF生成重要性密度函数, 并利用无迹变换计算 $2n+1$ 个 sigma 点集。

(3) 将 sigma 点通过系统状态转移方程 $f(\cdot)$ 进行传播, 计算预测状态均值 $\bar{x}_{k|k-1}^i$ 和预测协方差 $\bar{p}_{k|k-1}^i$ 。

(4) 根据 $\bar{x}_{k|k-1}^i$ 和 $\bar{p}_{k|k-1}^i$ 重新构建 sigma 点集合, 代入系统量测方程中, 得到预测点集 $\{z_{k|k-1}^i\}$ 和均值 $\bar{z}_{k|k-1}^i$ 。融入最新观测值, 计算粒子的自协方差矩阵 $p_{k,zz}^i$ 、互相关协方差矩阵 $p_{k,xz}^i$ 和卡尔曼滤波增益矩阵 $k_k = p_{k,zz}^i p_{k,xz}^i$ 。

(5) 基于UKF更新后的粒子状态估计值 x_k^i 和协方差矩阵 p_k^i 构建服从高斯分布的重要性密度函数 $q(x_k^i | x_{k-1}^i, z_k) \sim \mathcal{N}(x_k^i, p_k^i)$, 并执行重采样。

4.2 权重优化

针对传统重采样导致的粒子贫化问题, 本文在粒子归一化权重过程中引入动态自适应分层权重因子以修正不同粒子权值, 提高粒子样本多样性, 有效避免粒子贫乏现象, 保证重采样后的粒子状态分布能够涵盖真实的系统状态。

标准粒子滤波归一化权重公式如式(8)所示, 设定动态自适应分层权重因子为 $\alpha (0 < \alpha < 1)$, 在粒子归一化权重中引入 α , 则 k 时刻第 i 个粒子的权重经过修正后的表达式为

$$\tilde{w}_{k,\text{new}}^i = (w_k^i)^\alpha / \sum_{i=1}^N (w_k^i)^\alpha \quad (11)$$

权重因子能够根据有效粒子数进行实时调整, 当粒子退化严重时表明有效粒子数越少, 则应适当增强权重调整幅度, 而当粒子退化较轻时表明有效粒子数越多, 应当保持相对稳定。计算公式为

$$\alpha = \alpha_{\max} - (\alpha_{\max} - \alpha_{\min}) \cdot \exp\left(-\frac{N_{\text{eff}}}{N}\right) \quad (12)$$

其中, $\alpha_{\max} (0.7 < \alpha_{\max} < 1)$ 表示权重漂移因子的最大预设范围, $\alpha_{\min} (0.1 < \alpha_{\min} < 0.4)$ 表示权重漂移因子的最小预设范围, 有效粒子数 N_{eff} 的大小与粒子退化程度成反比。当水下场景噪声干扰越强时粒子退化程度会越高, 此时令 α_{\max} 和 α_{\min} 向其取值范围内的最小值靠近, 使得权重因子数值 α 变小, 以增强

粒子权重的修正幅度; 反之, 设置 α_{\max} 和 α_{\min} 向其取值范围内的最大值靠近, 使得权重因子 α 数值变大, 以尽量保持原有粒子权值的稳定。

为更精准地修正不同权重粒子的分布特性并细化权重调控, 本文将粒子按权重大小划分为3个层级: 前15%为高权重层, 中间60%为中权重层, 后25%为低权重层。各层级采用差异化修正策略: 高权重粒子使用较大修正因子抑制权值, 避免过度复制; 中权重粒子适度修正以维持稳定; 低权重粒子使用较小修正因子提升其权值比例, 增强状态空间表征能力。其表述公式为

$$\alpha_{\text{new}} = \alpha \cdot \varepsilon \quad (13)$$

其中, ε 为分层调节系数, ε 依据粒子所属权重层级进行动态赋权。更新后的粒子归一化权重计算式为

$$\hat{w}_k^i = (w_k^i)^{\alpha_{\text{new}}} / \sum_{i=1}^N (w_k^i)^{\alpha_{\text{new}}} \quad (14)$$

通过上述动态权重变换机制, 低权值粒子的权值得以提升, 有效缓解边缘粒子湮灭现象; 高权值粒子的权值受到抑制, 避免优势粒子过度主导后验分布; 该策略通过调节不同层级粒子的状态空间覆盖密度, 有效增强了粒子集的多样性与后验估计的完备性。

5 优化Grubbs准则的信息熵加权融合方法

数据加权融合算法相比于神经网络、专家推理和人工智能类数据融合算法, 凭借其简单高效、无需先验知识、融合精度较高等优点得到了广泛的应用。传统加权融合算法主要包括平均加权融合算法、最小方差加权融合算法^[19]和最小二乘法加权融合算法^[20]等。然而, 上述算法受限于其对数据统计特性的敏感性, 尤其在离群值存在时权重分配会失准。

5.1 优化Grubbs准则的数据分析

水下环境的复杂性易使传感器产生异常数据, 在状态估计中引入严重偏差从而产生离群值, 因此识别并隔离这些故障是保障跟踪算法鲁棒性的关键, 同时考虑到三维水下目标跟踪数据的多维特性, 本文在Grubbs准则^[21]中引入马氏距离^[22]以替代传统标准化残差检验方法, 该方法通过量化多维数据点与总体分布的统计偏离程度实现异常判别。故本文使用改进后的Grubbs准则对三维目标跟踪数据进行异常校验。

假设在水下目标跟踪中, M 个传感器在 k 时刻所测量目标的一组数据为 $\mathbf{X}_k^1, \mathbf{X}_k^2, \dots, \mathbf{X}_k^M$, 设其量测数据的全局均值为 μ_k 和总协方差矩阵为 Σ_k ,

协方差矩阵的逆矩阵为 Σ_k^{-1} ，则剔除异常数据的具体步骤如下：

(1)对于每个量测数据 \mathbf{X}_k^i ，计算其马氏距离 D_k^i 。具体表达式为

$$D_k^i = \sqrt{(\mathbf{X}_k^i - \boldsymbol{\mu}_k)^T \boldsymbol{\Sigma}_k^{-1} (\mathbf{X}_k^i - \boldsymbol{\mu}_k)} \quad (15)$$

(2)计算马氏距离的均值 \bar{D}_k 和其标准差 σ_k 。计算公式为

$$\bar{D}_k = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M D_k^i \quad (16)$$

$$\sigma_k = \sqrt{\frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^M (D_k^i - \bar{D}_k)^2} \quad (17)$$

(3)计算最大马氏距离 D_{\max} 和统计量 G_k 。表述式为

$$D_{\max} = \max\{D_k^1, D_k^2, \dots, D_k^M\} \quad (18)$$

$$G_k = \frac{D_{\max} - \bar{D}_k}{\sigma_k} \quad (19)$$

(4)为保证在提升检测精度的同时保持异常检测的灵敏度，本文以 β ($\beta=0.05$)为显著性水平参数及其对应的临界数值 G_c ，对测量数据的 G_k 进行检测，若 $G_k > G_c$ ，判定对应传感器数据为异常值。基于数据类型校验结果建立传感器信任机制，据此剔除异常数据及其对应节点，并更新量测数据集。

5.2 信息熵加权数据融合

信息熵，也称作香农熵，它是对系统不确定性的一种量化度量，系统熵值越高表征其信息混乱程度越大，反之则表明确定性越强^[23]。在多传感器融合中，信息熵能够有效量化传感器数据的不确定性，提升系统鲁棒性^[24]。本文采用多维连续分布信息熵构建噪声不确定性度量模型，该模型可表征多参数耦合特性，并量化异方差噪声对状态估计的干扰，进而为传感器分配融合权重。其表达式为

$$H_i = \frac{1}{2} \ln((2\pi e)^n \det(\mathbf{R}_i)) \quad (20)$$

其中， H_i 表示第 i 个传感器的信息熵， n ($n=3$)为三维状态向量且分别对应位置、速度和加速度3轴参数， \mathbf{R}_i 代表噪声协方差矩阵， $\det(\mathbf{R}_i)$ 表示该协方差矩阵数值。

在目标跟踪中传感器噪声强度与测量不确定性密切相关：噪声增大时， $\det(\mathbf{R}_i)$ 随之增大，信息熵升高。反之，系统稳定性提高时，二者同步降低。基于此，本文构建权重融合系数 a 与信息熵呈负相关关系，通过动态调节各传感器节点的融合权

重占比，可自适应抑制高噪声节点的贡献度，从而降低融合结果对不确定性因素的敏感度，有效提升多源数据融合的精度。具体步骤如下：

(1)检验各传感器的信任节点状态。若节点被识别为非信任节点，则将其融合权重系数 a 置为0，不参与后续融合计算。

(2)基于传感器噪声协方差矩阵大小计算信息熵，公式如式(20)所示。

(3)假设检测出 n 个异常节点，剩余 $M-n$ 信任节点的权重融合系数分配遵循信息熵反比原则：信息熵越小，对应权重融合系数 a_i 越大；反之则权重系数越小。其表达式为

$$a_i = \frac{1/H_i}{\sum_{i=1}^{M-n} 1/H_i} \quad (21)$$

(4)基于权重系数对信任节点数据集 $\{\tilde{\mathbf{X}}_k^i\}_{i=1}^{M-n}$ 进行加权融合，输出目标状态估计 $\hat{\mathbf{x}}_k$

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \sum_{i=1}^{M-n} a_i \tilde{\mathbf{X}}_k^i \quad (22)$$

6 实验结果与分析

本文基于MATLAB R2023b仿真平台，对所提出的OGIE-IPF算法进行目标跟踪性能验证，并与传统的PF, EPF, UPF在不同数据条件下进行对比实验。选取均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)作为跟踪精度的核心评价指标，其公式为

$$\text{RMSE}(k) = \sqrt{\frac{1}{\text{Mt}} \sum_{i=1}^{\text{Mt}} \left[(x_k^i - \hat{x}_k^i)^2 + (y_k^i - \hat{y}_k^i)^2 + (z_k^i - \hat{z}_k^i)^2 \right]} \quad (23)$$

其中，Mt表示蒙特卡罗实验的仿真次数， (x_k^i, y_k^i, z_k^i) 和 $(\hat{x}_k^i, \hat{y}_k^i, \hat{z}_k^i)$ 分别表示 k 时刻目标的真实三维位置坐标和算法的估计位置坐标。

6.1 仿真参数设置

本实验设定水下目标跟踪区域为 $1\ 000 \times 1\ 000 \times 1\ 000\ \text{m}^3$ 的三维立方体空间，该区域内布设4个静止观测站传感器。令4个观测站传感器的位置分别为：S1(0,0,0) m, S2(100,800,0) m, S3(600,0,0) m, S4(700,700,0) m，传感器节点的空间位置坐标系保持静态稳定，不考虑节点漂移误差对系统建模的干扰。目标运动学模型与量测模型分别基于2.1和2.2节所构建，设其蒙特卡罗仿真次数为50次，采样时间和间隔分别为50 s和1 s，其他仿真实验参数如表1所示。目标跟踪仿真场景如图1所示。

6.2 优化前后粒子权重分布对比

为验证改进算法在抑制粒子退化与样本贫化、提升粒子多样性方面的效果，本实验设定粒子数为100，对比分析PF与IPF在权重分布特性、方差变化及高低权重粒子占比等关键指标。

图2展示了某一时刻PF与IPF的粒子权重分布。PF中权重低于0.01的粒子占比约61%，高于0.02的粒子仅占8%，呈现明显两极分化，存在严重退化风险。而IPF通过自适应权重分层优化策略，均衡了各权重层分布，其权重分布方差较PF降低了约98.27%。为进一步评估算法的时间稳定性，图3进一步对比了 $T=50$ 时间段内的权重分布。PF中低权重粒子占主导，高权重粒子稀少，分布不均影响重采样质量；IPF则分布更为均匀，权重

方差整体降低约97.26%，显著提升了粒子多样性。实验表明，基于UKF的建议分布生成与自适应权重优化机制，能有效维持粒子权重平衡，避免样本贫化，保障后验估计的覆盖完整性。

6.3 数据融合算法对目标跟踪精度的影响

为检验异常噪声环境下不同加权融合算法的鲁棒性，本实验在IPF框架内对比了4种算法：基于优化Grubbs准则的信息熵加权融合算法(Optimized Grubbs Information Entropy Weighted Fusion, OGIEWF)、传统的平均加权融合算法(Weighted Average Fusion, WAF)、最小方差加

表 1 实验参数

参数名	参数值
目标初始位置(m)	(100,400,20)
目标初始速度(v)	(60,9,12)
目标初始加速度(m/s ²)	(-4,1,2)
初始粒子数	200
过程噪声协方差阵	diag(1 ₃ ² , 0.1 ₃ ² , 0.01 ₃ ²)
观测噪声协方差阵	diag(100 ² , 0.1 ² , 0.1 ²)

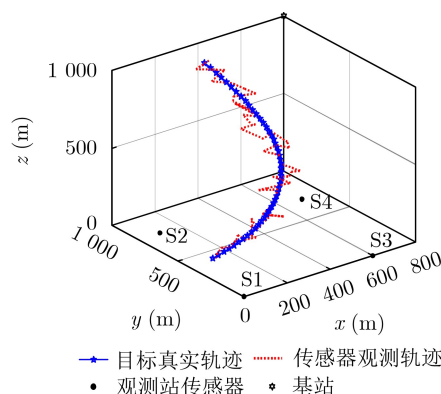


图1 三维仿真场景

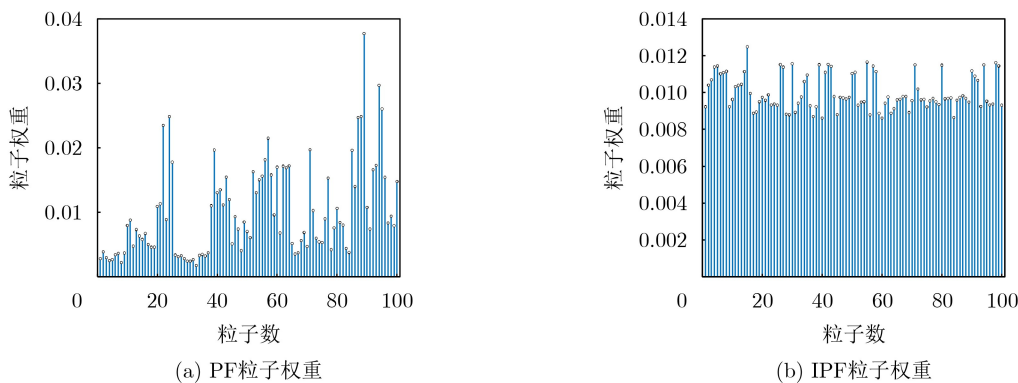


图2 某一时刻粒子权重分布对比

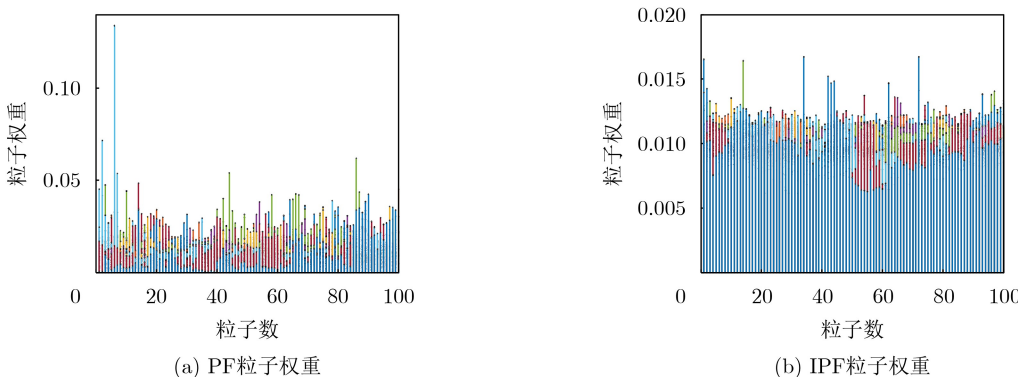


图3 整个时间段内所有粒子权重分布对比

权融合算法(Minimum Variance Weighted Fusion, MVWF)以及标准信息熵加权融合算法(Information Entropy Weighted Fusion, IEWF)。本节实验中, 设定4个传感器的噪声协方差分别为 $R_1=36$, $R_2=0.81$, $R_3=25$, $R_4=1.69$ 。其中 R_1 与 R_3 的噪声水平显著偏高, 以模拟传感器异常。

从图4的跟踪轨迹和图5的RMSE曲线可见, OGIEWF在各阶段均保持最高跟踪精度, 明显优于IEWF, WAF与MVWF。图6进一步对比了X, Y, Z 3轴的平均RMSE, 其Z轴误差差异最为突出, 因传感器均部署于Z=0平面, 导致俯仰角噪声对深度估计影响显著, 而OGIEWF的Z轴误差峰值仅为WAF的16.1%与MVWF的25.6%。OGIEWF在3轴上的平均RMSE占比约为WAF, MVWF及IEWF的25.2%, 29.1%和49.1%, 而在全时段T内相较于三者平均RMSE分别降低75.27%, 69.59%和48.25%。实验表明, OGIEWF通过动态分配权重融合系数策略与改进的Grubbs异常检测机制, 有效抑制了异常噪声干扰, 验证了其在异常噪声环境中的鲁棒性。

6.4 观测噪声方差对水下目标跟踪精度的影响

为分析不同滤波算法在噪声环境下的跟踪性能, 本实验设置2种噪声场景: 低噪声场景下观测站噪声协方差分别为 $R_1=1$, $R_2=0.64$, $R_3=1.44$, $R_4=1.21$; 高噪声场景下噪声协方差分别为 $R_1=16$,

$R_2=21.16$, $R_3=17.64$, $R_4=14.44$ 。基于6.3节的讨论, 本节使用基于OGIE-IPF融合方法对比PF, EPF, UPF的目标跟踪性能。由图7-图12可知, IPF在2种噪声条件下均保持最佳跟踪效果, 尤其在目标运动后期的高噪声场景中表现稳定, PF则出现明显偏离。图8和图11的RMSE进一步表明, OGIE-IPF全程误差波动最小, 而PF在转弯阶段波动剧烈, 最大增幅达45.64%。在低噪声环境下, IPF平均RMSE为2.89 m, 较PF, EPF和UPF分别降低79.78%, 66.78%和56.41%; 高噪声环境下, IPF平均RMSE为4.01 m, 降幅分别为83.41%, 70.38%和21.68%, 且波动幅度显著低于其余算法。实验表明, OGIE-IPF在不同噪声条件下均具有优越的跟踪精度与稳定性, 表现出良好的环境适应性。

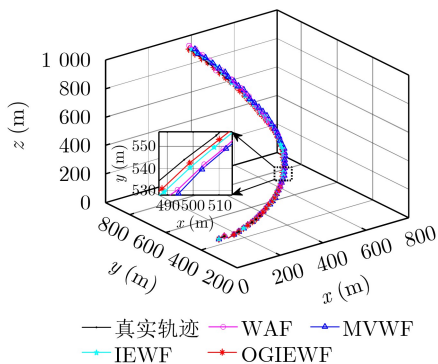


图4 融合算法的跟踪轨迹图

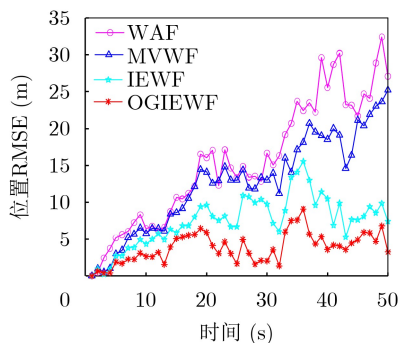


图5 融合算法的平均位置RMSE

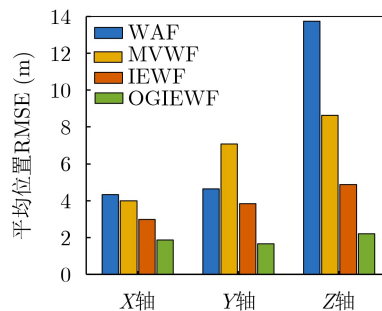


图6 融合算法的平均位置RMSE

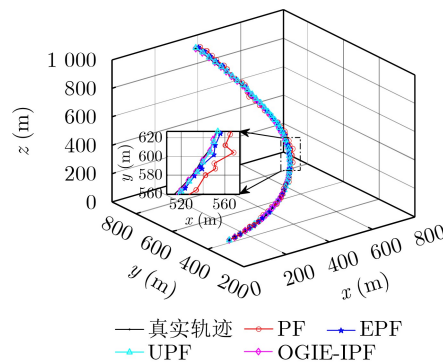


图7 低噪声下算法的目标轨迹跟踪图

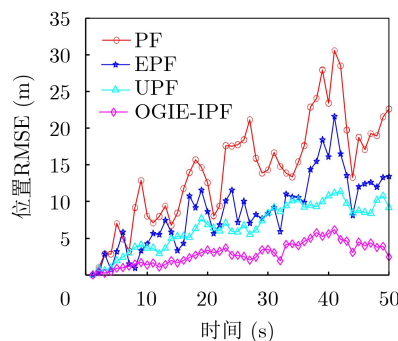


图8 低噪声下算法的RMSE

6.5 算法的稳定性和实时性

为评估算法综合性能，本节对比了OGIE-IPF与PF, EPF, UPF在误差与运行时间方面的表现。

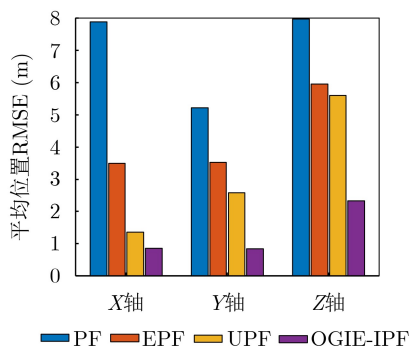


图9 低噪声下算法的平均位置RMSE

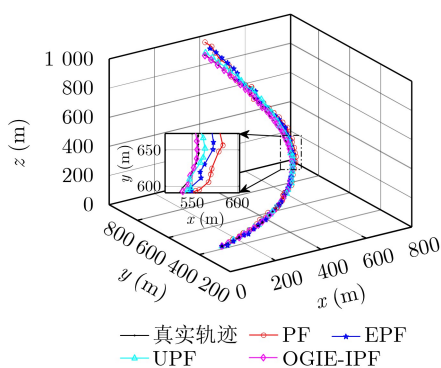


图10 高噪声下算法的目标轨迹跟踪图

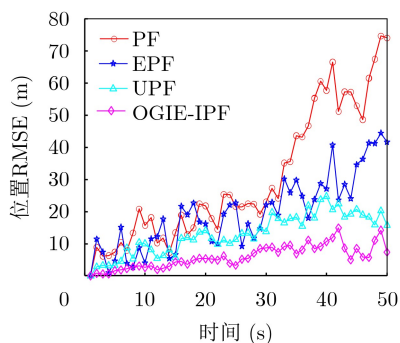


图11 高噪声下算法的RMSE

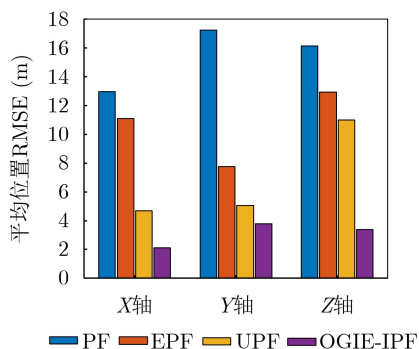


图12 高噪声下算法的平均位置RMSE

如表2示，在相同粒子数下，OGIE-IPF的平均RMSE显著低于PF等传统方法，但单步运行时间有所增加。设状态维度为 d 、最大迭代次数为 $iter$ 、某一时刻的测量数据量为 M_n 、粒子权重动态修正机制所需的时间为 t_1 、异常数据检测所需的时间为 $O(M_n)$ ，OGIE-IPF因引入UKF优化、权重修正及异常检测等机制，其时间复杂度为 $O(N \cdot d^3 \cdot iter + t_1 + M_n + M \cdot d^3)$ ，高于PF的 $O(N \cdot d \cdot iter)$ ，与UPF和EPF相当不大，但精度提升更为显著。随着粒子数从100增至400，各算法的RMSE普遍下降，但OGIE-IPF的误差变化幅度较小，说明其在较低粒子数下已接近较优精度，进一步增加粒子数对精度提升有限，反而增加计算负担。

为探究不同噪声方差 R 和粒子数 N 对算法性能的影响，本实验基于6.4节定义的低噪声方差 R_i ，并将采样时间增加到300 s。由图13可知，PF在噪

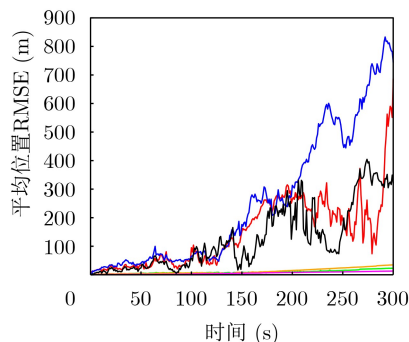


图13 不同噪声和粒子数的RMSE对比

表2 算法平均位置误差和单步计算时间

滤波算法	粒子数(个)	平均RMSE(m)	平均单步时间(s)
EPF	100	12.412 1	0.006 2
	200	8.699 9	0.011 8
UPF	100	9.271 5	0.013 7
	200	6.633 1	0.020 3
PF	100	18.481 3	0.003 5
	200	14.291 5	0.006 1
	300	12.668 9	0.008 4
	400	10.962 5	0.010 3
OGIE-IPF	100	3.753 5	0.014 2
	200	2.894 1	0.021 0
	300	2.413 0	0.027 4
	400	2.075 4	0.033 1

声增强或粒子数增多时仍易发散, 而OGIE-IPF在所有设定下均保持稳定低误差, 体现出强鲁棒性。综上, OGIE-IPF在适度的时间开销内实现了更高的跟踪精度与稳定性, 综合性能优于传统滤波算法。

7 结束语

针对水下复杂环境下传统粒子滤波目标跟踪精度不足的问题, 本文提出了一种基于Grubbs-信息熵与改进粒子滤波的融合算法。本方法首先在粒子滤波中引入UKF构建重要性密度函数, 并采用动态自适应权重优化机制以提升状态估计精度; 其次, 基于马氏距离改进Grubbs准则, 实现多维状态异常检测与可信节点筛选; 最后, 结合信息熵加权融合策略自适应分配节点权重, 生成高精度全局估计。仿真结果表明, OGIE-IPF在跟踪精度上显著优于PF,EPF和UPF, 均方根误差更低, 且在粒子数有限和异常噪声环境下仍保持良好的稳定性。未来工作将关注动态海洋环境影响, 并研究水下网络攻击场景中的抗干扰机制, 以进一步提升算法的实用性与鲁棒性。

参考文献

- [1] 刘妹琴, 韩学艳, 张森林, 等. 基于水下传感器网络的目标跟踪技术研究现状与展望[J]. 自动化学报, 2021, 47(2): 235–251. doi: [10.16383/j.aas.c190886](https://doi.org/10.16383/j.aas.c190886).
LIU Meiqin, HAN Xueyan, ZHANG Senlin, et al. Research status and prospect of target tracking technologies via underwater sensor networks[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2021, 47(2): 235–251. doi: [10.16383/j.aas.c190886](https://doi.org/10.16383/j.aas.c190886).
- [2] 苏毅珊, 张贺贺, 张瑞, 等. 水下无线传感器网络安全研究综述[J]. 电子与信息学报, 2023, 45(3): 1121–1133. doi: [10.11999/JEIT211576](https://doi.org/10.11999/JEIT211576).
SU Yishan, ZHANG Hehe, ZHANG Rui, et al. Review of security for underwater wireless sensor networks[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2023, 45(3): 1121–1133. doi: [10.11999/JEIT211576](https://doi.org/10.11999/JEIT211576).
- [3] TANG Miaoyi, LIU Meiqin, ZHANG Senlin, et al. Distributed target tracking in UWSNs under stochastic node communication scheme[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2024, 24(3): 3912–3926. doi: [10.1109/JSEN.2023.3342090](https://doi.org/10.1109/JSEN.2023.3342090).
- [4] JONDHALE S R and DESHPANDE R S. Kalman filtering framework-based real time target tracking in wireless sensor networks using generalized regression neural networks[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2019, 19(1): 224–233. doi: [10.1109/JSEN.2018.2873357](https://doi.org/10.1109/JSEN.2018.2873357).
- [5] DAI Yong, YU Shuanghe, YAN Yan, et al. An EKF-based fast tube MPC scheme for moving target tracking of a redundant underwater vehicle-manipulator system[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2019, 24(6): 2803–2814. doi: [10.1109/TMECH.2019.2943007](https://doi.org/10.1109/TMECH.2019.2943007).
- [6] KULIKOV G Y and KULIKOVA M V. Hyperbolic-SVD-based square-root unscented Kalman filters in continuous-discrete target tracking scenarios[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2022, 67(1): 366–373. doi: [10.1109/TAC.2021.3056338](https://doi.org/10.1109/TAC.2021.3056338).
- [7] 咎孟恩, 周航, 韩丹, 等. 粒子滤波目标跟踪算法综述[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(5): 8–17,59. doi: [10.3778/j.issn.1002-8331.1809-0242](https://doi.org/10.3778/j.issn.1002-8331.1809-0242).
ZAN Meng'en, ZHOU Hang, HAN Dan, et al. Survey of particle filter target tracking algorithms[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2019, 55(5): 8–17,59. doi: [10.3778/j.issn.1002-8331.1809-0242](https://doi.org/10.3778/j.issn.1002-8331.1809-0242).
- [8] 韩月, 陈鹏云, 沈鹏. 基于改进粒子滤波的AUV海底地形辅助定位方法[J]. 智能系统学报, 2020, 15(3): 553–559. doi: [10.11992/tis.201903027](https://doi.org/10.11992/tis.201903027).
HAN Yue, CHEN Pengyun, and SHEN Peng. Seabed terrain-aided positioning method based on improved particle filtering for AUVs[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2020, 15(3): 553–559. doi: [10.11992/tis.201903027](https://doi.org/10.11992/tis.201903027).
- [9] KUPTAMETEE C and AUNSRI N. A review of resampling techniques in particle filtering framework[J]. *Measurement*, 2022, 193: 110836. doi: [10.1016/j.measurement.2022.110836](https://doi.org/10.1016/j.measurement.2022.110836).
- [10] 岳敬轩, 王红茹, 朱东琴, 等. 基于改进粒子滤波的无人机编队协同导航算法[J]. 航空学报, 2023, 44(14): 327995. doi: [10.7527/S1000-6893.2022.27995](https://doi.org/10.7527/S1000-6893.2022.27995).
YUE Jingxuan, WANG Hongru, ZHU Dongqin, et al. UAV formation cooperative navigation algorithm based on improved particle filter[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2023, 44(14): 327995. doi: [10.7527/S1000-6893.2022.27995](https://doi.org/10.7527/S1000-6893.2022.27995).
- [11] 冉星浩, 杨路, 李春波. 基于权值优选的改进二阶中心差分粒子滤波算法[J]. 测控技术, 2020, 39(7): 68–72. doi: [10.19708/j.ckjs.2020.05.254](https://doi.org/10.19708/j.ckjs.2020.05.254).
RAN Xinghao, YANG Lu, and LI Chunbo. An improved second-order central difference particle filter algorithm based on weight optimization[J]. *Measurement & Control Technology*, 2020, 39(7): 68–72. doi: [10.19708/j.ckjs.2020.05.254](https://doi.org/10.19708/j.ckjs.2020.05.254).
- [12] ZHAO Hui, WANG Lifan, ZHAO Jiangtao, et al. An improved particle filter based on robustness factor and weight optimization[C]. 2021 IEEE International Conference on Electronic Technology, Communication and Information, Changchun, China, 2021: 529–532. doi: [10.1109/ICETCI53161.2021.9563362](https://doi.org/10.1109/ICETCI53161.2021.9563362).
- [13] 冉星浩, 陶建锋, 杨春晓. 基于无迹卡尔曼滤波和权值优化的改进粒子滤波算法[J]. 探测与控制学报, 2018, 40(3): 74–79.
RAN Xinghao, TAO Jianfeng, and YANG Chunxiao. An improved particle filter algorithm based on UKF and weight optimization[J]. *Journal of Detection & Control*, 2018, 40(3): 74–79.
- [14] 张宏伟. 双站纯方位空时软约束无迹粒子滤波算法[J]. 系统工

- 程与电子技术, 2023, 45(5): 1261–1269. doi: [10.12305/j.issn.1001-506X.2023.05.01](https://doi.org/10.12305/j.issn.1001-506X.2023.05.01).
- ZHANG Hongwei. Dual-station unscented particle filter algorithm with spatiotemporal soft constraint[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2023, 45(5): 1261–1269. doi: [10.12305/j.issn.1001-506X.2023.05.01](https://doi.org/10.12305/j.issn.1001-506X.2023.05.01).
- [15] DU Sichun and QING Deng. Unscented particle filter algorithm based on divide-and-conquer sampling for target tracking[J]. *Sensors*, 2021, 21(6): 2236. doi: [10.3390/S21062236](https://doi.org/10.3390/S21062236).
- [16] 张程振, 丁元明, 杨阳. 水下目标跟踪粒子滤波算法性能分析[J]. 火力与指挥控制, 2022, 47(2): 18–24. doi: [10.3969/j.issn.1002-0640.2022.02.004](https://doi.org/10.3969/j.issn.1002-0640.2022.02.004).
- ZHANG Chengzhen, DING Yuanming, and YANG Yang. Research on tracking performance of particle filter for tracking underwater targets[J]. *Fire Control & Command Control*, 2022, 47(2): 18–24. doi: [10.3969/j.issn.1002-0640.2022.02.004](https://doi.org/10.3969/j.issn.1002-0640.2022.02.004).
- [17] 张颖, 高灵君. 基于格拉布斯准则和改进粒子滤波算法的水下传感网目标跟踪[J]. 电子与信息学报, 2019, 41(10): 2294–2301. doi: [10.11999/JEIT190079](https://doi.org/10.11999/JEIT190079).
- ZHANG Ying and GAO Lingjun. Target tracking with underwater sensor networks based on Grubbs criterion and improved particle filter algorithm[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2019, 41(10): 2294–2301. doi: [10.11999/JEIT190079](https://doi.org/10.11999/JEIT190079).
- [18] 朱洪波, 高衍伸. 基于 K -medoids信任的分布式 H_x 融合滤波算法[J/OL]. 计算机工程, 1-9. <https://doi.org/10.19678/j.issn.1000-3428.0069791>, 2024.
- ZHU Hongbo and GAO Yanshen. K -medoids-trust-based distributed H_x fusion filtering algorithm[J/OL]. *Computer Engineering*, 1-9. <https://doi.org/10.19678/j.issn.1000-3428.0069791>, 2024.
- [19] 马静, 杨晓梅, 孙书利. 带时间相关乘性噪声多传感器系统的分布式融合估计[J]. 自动化学报, 2023, 49(8): 1745–1757. doi: [10.16383/j.aas.c210147](https://doi.org/10.16383/j.aas.c210147).
- MA Jing, YANG Xiaomei, and SUN Shuli. Distributed fusion estimation for multi-sensor systems with time-correlated multiplicative noises[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2023, 49(8): 1745–1757. doi: [10.16383/j.aas.c210147](https://doi.org/10.16383/j.aas.c210147).
- [20] 段战胜, 韩崇昭, 陶唐飞. 基于最小二乘准则的多传感器参数估计数据融合[J]. 计算机工程与应用, 2004, 40(15): 1–3. doi: [10.3321/j.issn:1002-8331.2004.15.001](https://doi.org/10.3321/j.issn:1002-8331.2004.15.001).
- DUAN Zhansheng, HAN Chongzhao, and TAO Tangfei. Multi-sensor parameter estimation data fusion based on least-square criterion[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2004, 40(15): 1–3. doi: [10.3321/j.issn:1002-8331.2004.15.001](https://doi.org/10.3321/j.issn:1002-8331.2004.15.001).
- [21] 周思益, 张江梅, 冯兴华, 等. 基于改进的多传感器自适应加权融合算法研究[J]. 自动化仪表, 2021, 42(11): 58–62. doi: [10.16086/j.cnki.issn1000-0380.2021030042](https://doi.org/10.16086/j.cnki.issn1000-0380.2021030042).
- ZHOU Siyi, ZHANG Jiangmei, FENG Xinghua, et al. Research on adaptive weighted fusion algorithm based on the improved multi-sensor[J]. *Process Automation Instrumentation*, 2021, 42(11): 58–62. doi: [10.16086/j.cnki.issn1000-0380.2021030042](https://doi.org/10.16086/j.cnki.issn1000-0380.2021030042).
- [22] DONG Xun, HU Gaoge, GAO Bingbing, et al. Windowing-based factor graph optimization with anomaly detection using mahalanobis distance for underwater INS/DVL/USBL integration[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2024, 73: 8501213. doi: [10.1109/TIM.2024.3353286](https://doi.org/10.1109/TIM.2024.3353286).
- [23] XU Weihua, PAN Yanzhou, CHEN Xiuwei, et al. A novel dynamic fusion approach using information entropy for interval-valued ordered datasets[J]. *IEEE Transactions on Big Data*, 2023, 9(3): 845–859. doi: [10.1109/TBDATA.2022.3215494](https://doi.org/10.1109/TBDATA.2022.3215494).
- [24] 陶洋, 祝小钧, 杨柳. 基于皮尔逊相关系数和信息熵的多传感器数据融合[J]. 小型微型计算机系统, 2023, 44(5): 1075–1080. doi: [10.20009/j.cnki.21-1106/TP.2021-0698](https://doi.org/10.20009/j.cnki.21-1106/TP.2021-0698).
- TAO Yang, ZHU Xiaojun, and YANG Liu. Multi-sensor data fusion based on Pearson coefficient and information entropy[J]. *Journal of Chinese Computer Systems*, 2023, 44(5): 1075–1080. doi: [10.20009/j.cnki.21-1106/TP.2021-0698](https://doi.org/10.20009/j.cnki.21-1106/TP.2021-0698).
- 蔡芳林: 男, 硕士生, 研究方向为水下无线传感器网络目标跟踪与定位.
- 王 骥: 男, 教授, 研究方向为无线传感器网络、海洋物联网与人工智能.
- 邱浩玮: 男, 硕士生, 研究方向为水下目标识别与探测.

责任编辑: 余 蓉

A 3D Underwater Target Tracking Algorithm with Integrated Grubbs-Information Entropy and Improved Particle Filter

CAI Fanglin WANG Ji QIU Haowei

(School of Electronics and Information Engineering, Guangdong Ocean University, Zhanjiang 524088, China)

(Research Center of Guangdong Smart Oceans Sensor Networks and Equipment Engineering, Zhanjiang 524088, China)

Abstract:

Objective To address the limited target tracking accuracy of traditional Particle Filter (PF) algorithms in three-dimensional Underwater Wireless Sensor Networks (UWSNs) under abnormal conditions, this study proposes a three-dimensional underwater target tracking algorithm (OGIE-IPF). The algorithm integrates an optimized Grubbs criterion-based information entropy-weighted data fusion with an Improved Particle Filter (IPF). Conventional PF algorithms often suffer from particle degeneracy and impoverishment, which restrict estimation accuracy. Although weight optimization strategies introduced during resampling can enhance particle diversity, existing approaches mainly rely on fixed weighting factors that cannot dynamically adapt to real-time operating conditions. Moreover, current anomaly detection methods for multi-source data fusion fail to effectively address data coupling and heteroscedasticity across dimensions. To overcome these challenges, a dynamic adaptive hierarchical weight optimization strategy is designed for the resampling phase, enabling adaptive particle weighting across hierarchy levels. Additionally, a Mahalanobis distance discrimination mechanism is incorporated into the Grubbs criterion-based anomaly detection method, achieving effective multi-dimensional anomaly detection through covariance-sensitive analysis.

Methods The proposed OGIE-IPF algorithm enhances target tracking accuracy under underwater abnormal conditions through a distributed data processing framework that integrates multi-source data fusion and adaptive filtering. First, the Unscented Kalman Filter (UKF) is incorporated into the particle filtering framework to construct the importance density function, thereby alleviating particle degeneracy. Simultaneously, a dynamic adaptive hierarchical weight optimization mechanism is proposed during the resampling phase to improve particle diversity. Second, the Mahalanobis distance replaces the conventional standardized residual method in the standard Grubbs criterion for anomaly statistic construction. By incorporating the covariance matrix of multidimensional variables, the method achieves effective anomaly detection for multi-dimensional data. Finally, local target tracking is performed using the IPF combined with the optimized Grubbs criterion for anomaly detection and sensor credibility evaluation, whereas global state estimation is realized through an information entropy-weighted multi-source fusion algorithm.

Results and Discussions The IPF developed in this study is designed to enhance particle set diversity through optimization of the importance density function and refinement of the resampling strategy. To evaluate algorithm performance, a comparative experimental group with a particle population of 100 is established. Simulation results indicate that the weight distribution variances of the IPF at specific time points and over the entire tracking period are reduced by approximately 98.27% and 97.26%, respectively, compared with the traditional PF (Figs. 2 and 3). These findings suggest that the improved strategy effectively regulates particles with varying weights, resulting in a balanced distribution across hierarchical weight levels. Sensor anomalies are simulated by introducing substantial perturbations in observation noise. The experimental data show that the OGIEWF algorithm maintains optimal error metrics throughout the operational period (Figs. 4 and 5), demonstrating superior capability in suppressing abnormal noise interference. To further assess algorithm robustness, two representative scenarios under low-noise and high-noise conditions are constructed for multi-algorithm comparison. The results indicate that OGIE-IPF achieves Root Mean Square Error (RMSE) reductions of 79.78%, 66.78%, and 56.41% compared with the PF, Extended Particle Filter (EPF), and Unscented Particle Filter (UPF) under low-noise conditions, and reductions of 83.41%, 70.38%, and 21.68% under high-noise conditions (Figs. 8 and 11).

Conclusions The OGIE-IPF algorithm proposed in this study enhances target tracking accuracy in three-dimensional underwater environments through two synergistic mechanisms. First, tracking precision is improved by refining the PF framework to optimize the intrinsic accuracy of the filtering process. Second, data fusion reliability is strengthened via an anomaly detection framework that mitigates interference from erroneous sensor measurements. Simulation results confirm that the OGIE-IPF algorithm produces state estimations more consistent with ground truth trajectories than conventional PF, EPF, and UPF algorithms, achieving lower RMSE and maintaining stable tracking performance under limited particle populations and abnormal noise conditions. Future work will extend the model to incorporate dynamic marine environmental factors and address the effects of malicious node interference within underwater network security systems.

Key words: Underwater Wireless Sensor Network (UWSN); Target tracking; Particle Filter (PF); Grubbs criterion; Information entropy