

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

张颖* 高灵君

(上海海事大学信息工程学院 上海 201306)

摘要: 水下无线传感网络(UWSN)执行目标跟踪时,因为各个传感器节点测量值对目标状态估计的贡献不一样以及节点能量有限,所以探索一种好的节点融合权重方法和节点规划机制能够获得更好的跟踪性能。针对上述问题,该文提出一种基于Grubbs准则和互信息熵加权融合的分布式粒子滤波(PF)目标跟踪算法(GMIEW)。首先利用Grubbs准则对传感器节点所获得的信息进行分析检验,去除干扰信息和错误信息。其次,在粒子滤波的重要性权值计算的过程中,引入动态加权因子,采用传感器节点的测量值与目标状态之间的互信息熵,来反映传感器节点提供的目标信息量,从而获得各个节点相应的加权因子。最后,采用3维场景下的簇-树型网络拓扑结构,跟踪监测区域内的目标。实验结果显示,该算法可有效提高水下传感器网络测量数据对目标跟踪预测的准确度,降低跟踪误差。

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

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2019)10-2294-08

DOI: 10.11999/JEIT190079

Target Tracking with Underwater Sensor Networks Based on Grubbs Criterion and Improved Particle Filter Algorithm

ZHANG Ying GAO Lingjun

(College of Information Engineering, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China)

Abstract: When the Underwater Wireless Sensor Network (UWSN) performs target tracking, the contributions of the measured values of the nodes are different, and the battery energy carried by the sensor node is limited. Therefore, a good node fusion weight method and node planning mechanism can obtain better tracking performance. A distributed particle filter target tracking algorithm based on Grubbs criterion and Mutual Information Entropy Weighted (GMIEW) fusion is proposed to solve the above problem in this paper. Firstly, the Grubbs criterion is used to analyze and verify the information obtained by the sensor nodes before the information fusion, and the interference information and error information are removed. Secondly, in the process of calculating the importance weight of particle filter, the dynamic weighting factor is introduced. The mutual information entropy between the measured value of the sensor node and the target state is used to reflect the amount of target information provided by the sensor node, so as to obtain the corresponding weighting factor of each node. Finally, the improved cluster-tree network topology is used to track the target in three-dimensional space. Simulation results show that the proposed algorithm improves greatly the accuracy of underwater sensor measurement data for target tracking prediction and reduces the tracking error.

Key words: Underwater Wireless Sensor Network (UWSN); Target tracking; Grubbs criterion; Mutual information entropy; Particle Filtering (PF)

1 引言

水下无线传感器网络(Underwater Wireless

Sensor Networks, UWSN)是陆地传感器网络的延伸^[1-4],同样具有自组织、广覆盖、高容错性以及高精度测量等固有优点以及组网成本低、构建灵活、方便等特点,使得其被广泛地应用到海洋生态环境监测、探测海洋资源以及海洋军事领域^[5]。

水下目标跟踪是UWSN研究的一个典型领域。针对水下目标跟踪问题,国内外学者做了大量深入的研究。文献^[6]将粒子滤波(Particle Filter, PF)算

收稿日期: 2019-01-28; 改回日期: 2019-08-29; 网络出版: 2019-09-03

*通信作者: 张颖 yingzhang@shmtu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(61673259)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (61673259)

法与交互式模型结合, 来解决3维场景下非线性和机动目标跟踪问题, 但没有考虑能耗问题, 因此该算法不适用于UWSN。文献[7]提出一种3维水下目标跟踪算法, 通过应用扩展卡尔曼滤波器和无迹卡尔曼滤波器, 过滤测量噪声从而估计目标路径。文献[8]提出一种本地节点选择方案, 并采用分布式卡尔曼滤波融合反馈的跟踪算法。文献[9]提出一种基于卡尔曼滤波的UWSN3维空间运动目标跟踪自适应方法。文献[10]提出一种基于UWSN的3D水下跟踪方法。首先, 通过目标的噪声信号的到达时间来确定节点和目标之间的距离。其次, 使用3边测量来计算目标的位置, 并通过继续该过程来跟踪目标。但该方法没有预测步骤, 所以不能提供高的跟踪精度。信息理论也被广泛的应用于传感器的管理, 文献[11]使用网格单元和粒子滤波估计器计算检测概率, 并通过实验证明。文献[12]使用近似方法估计有限时间范围内粒子滤波器的预期熵。文献[13]研究了基于互信息熵的选择度量, 用最大化节点的测量和目标状态之间的互信息熵来选择传感器。

通过以上分析, 考虑到: (1)由于水下环境的复杂性, 节点获得的测量值会存在冗余和异常数据; (2)由于各个节点到目标的距离及方向的不同, 每个节点的测量值对目标状态估计的贡献不同; (3)各个节点携带的电池能量有限, 且电池难以更换等因素。本文提出一种基于Grubbs准则和改进PF的目标跟踪算法 (Grubbs criterion and Mutual Information Entropy Weighted algorithm, GMIEW)。首先, 采用分布式的计算模式, 利用传感器节点间的局部测量信息的交换与协调, 来完成目标的状态估计, 并采用睡眠/唤醒机制来选择相应的传感器节点; 其次, 在传感器节点获得目标信息后, 经过Grubbs准则对数据进行分析检验, 剔除干扰和错误信息, 并采用传感器节点获得的测量数据与目标状态之间的互信息熵作为PF算法重要性权值的加权因子; 最后, 采用改进的PF算法对目标状态进行跟踪预测。

2 水下无线传感网络目标跟踪问题

2.1 水下传感器网络模型

假设UWSNs中有大量的声音传感器以密度 ρ (个/ m^3)随机地锚定在监控区域 S 内。根据监测区域和目标特性将监测区域分为多个小区域, 每个小区域内的所有传感器节点组成一个簇, 簇头部署在每个区域的中心位置, 且簇头和传感器节点之间采用1跳通信, 基站部署在水面上, 如图1所示。由于该模型中的节点位置固定, 无需考虑节点位置的偏移, 因此适合海底监测。

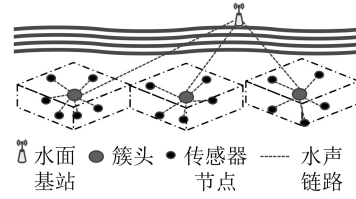


图1 水下传感器网络模型

2.2 目标跟踪模型

假设存在一个目标在水下空间中运动, 本文采用匀速转弯模型, 该模型的目标运动方程^[14,15]如式(1)

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

其中, \mathbf{X}_k 用向量表示为 $(x_{k,x}, v_{k,x}, y_{k,y}, v_{k,y}, z_{k,z}, v_{k,z}, a_{k,x}, a_{k,y}, a_{k,z})$, 即目标在 k 时刻的状态。 $x_{k,x}, y_{k,y}$ 和 $z_{k,z}$ 分别表示目标 k 时刻的 x 轴、 y 轴和 z 轴的位置, $v_{k,x}, v_{k,y}$ 和 $v_{k,z}$ 分别表示目标 k 时刻 x 轴、 y 轴以及 z 轴的速度, \mathbf{W}_{k-1} 表示系统噪声。 \mathbf{F} 和 \mathbf{Q} 分别表示状态转移矩阵和过程噪声协方差矩阵^[16], 如式(2)

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{3 \times 3} & \frac{\sin(\omega T)}{\omega} \cdot \mathbf{I}_{3 \times 3} & \frac{1 - \cos(\omega T)}{\omega^2} \cdot \mathbf{I}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \cos(\omega T) \cdot \mathbf{I}_{3 \times 3} & \frac{\sin(\omega T)}{\omega} \cdot \mathbf{I}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} - \omega \sin(\omega T) \cdot \mathbf{I}_{3 \times 3} & \cos(\omega T) \cdot \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} T^2/4 & 0 & 0 \\ T/2 & 0 & 0 \\ 0 & T^2/4 & 0 \\ 0 & T/2 & 0 \\ 0 & 0 & T^2/4 \\ 0 & 0 & T/2 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中, T 为采样间隔, ω 为转弯速率, $\mathbf{I}_{3 \times 3}$ 为单位矩阵。

2.3 目标测量模型

本文采用声音传感器对目标进行测量, 其测量模型^[17]为

$$Z_k^j = \frac{S_k}{(x_k - x^j)^2 + (y_k - y^j)^2 + (z_k - z^j)^2} + n_k^j \quad (3)$$

其中, Z_k^j 表示 k 时刻第 j 个节点测量到的声音能量, (x_k, y_k, z_k) 代表目标 k 时刻的位置, (x^j, y^j, z^j) 代表第 j 个传感器节点的位置, S_k 表示目标源级声压。 $n_k^j \sim N(0, R_k^j)$ 表示测量噪声。假设传感器节点的观测过程相互独立, 且簇头已知簇内各个传感器节点的位置坐标。

3 本文算法

3.1 Grubbs准则

由于水下环境的复杂性和不确定性,节点获得的测量值中会存在冗余和异常数据,影响到目标的跟踪精度,因此需要对其进行检验分析,从而剔除异常数据。Grubbs准则是一种在未知总体标准差的情况下,对服从正态样本或接近服从正态样本异常值的一种判决方法^[18]。本文采用Grubbs准则对测量值进行分析检验,找到异常数据并剔除,使远离真实值的数据相对减少,来保证剩余数据近似地服从正态分布,再采用测量值和目标状态之间的互信息熵确定权数,使权重带有一定的客观性,而不是随机给定。

假设在水下目标跟踪过程中, k 时刻目标所在小区域的 M 个传感器节点测量得到的一组数据为 $Z_k^1, Z_k^2, \dots, Z_k^M$ 。 α 表示置信水平,Grubbs准则剔除异常数据具体步骤为:

步骤 1 测量数据行从小到大的排序 $Z_k^1 \leq Z_k^2 \leq \dots \leq Z_k^M$,服从正态或近似服从正态分布;

步骤 2 计算各个传感器节点测量值的平均值 \bar{Z}_k 和方差 σ ;

步骤 3 计算Grubbs准则统计量,即

$$G_1 = \frac{\bar{Z}_k - Z_k^1}{\sigma}, G_M = \frac{Z_k^M - \bar{Z}_k}{\sigma} \quad (4)$$

步骤 4 通过给定的置信水平,分别对比 G_1, G_M 与 $G_{(M,1-\alpha)}$;

步骤 5 若 $G_1 > G_{(M,1-\alpha)}$,则判断 G_1 的分布存在明显差异,对应的 Z_k^1 存在疏失误差,则 Z_k^1 为异常值,应当剔除;反之,认为 Z_k^1 不存在疏失误差;同理,判断 G_M 与 $G_{(M,1-\alpha)}$ 的大小。

3.2 重要性权值

互信息熵用于表示信息之间的关系,是两个随机变量统计相关性的测度。下面给出传感器节点测量值与目标状态之间的互信息熵的定义。

定义1 k 时刻,传感器节点 j 的测量值 Z_k^j 和目标状态 X_k 之间的互信息可近似表示为

$$\begin{aligned} I(X_k, Z_k^j) &= H(Z_k^j) - H(Z_k^j | X_k) \\ &= - \sum_{Z_k^j} \left\{ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N p(Z_k^j | X_{k|k-1}^i) \right\} \\ &\quad \cdot \left\{ \lg \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N p(Z_k^j | X_{k|k-1}^i) \right\} \\ &\quad + \sum_{Z_k^j} \left\{ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N p(Z_k^j | X_{k|k-1}^i) \right. \\ &\quad \cdot \left. \lg p(Z_k^j | X_{k|k-1}^i) \right\} \end{aligned} \quad (5)$$

其中, $I(\cdot)$ 为互信息熵, $H(\cdot)$ 表示信息熵。 $X_{k|k-1}^i$ 为第 i 个预测粒子,且粒子的权重均为 $1/N$ 。

互信息熵能够度量节点所能提供目标的有效信息。互信息熵越大,说明该节点所能提供的目标信息量越大,相应的权重系数就越大,因此节点对应的权重与其提供的目标信息量等价。本文采用节点测量值和目标状态之间的互信息熵作为PF计算重要性权值的加权因子,可以在一定程度上提高目标的跟踪精度。

定义2 k 时刻节点 j 的测量值对确定目标状态的重要度,即该节点对应的加权因子为

$$\left. \begin{aligned} \beta_k^j &= \frac{I_k^j}{\sum_{j=1}^{M_s} I_k^j}, \quad j = 1, 2, \dots, M_s \\ \sum_{j=1}^{M_s} \beta_k^j &= 1 \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

其中, I_k^j 表示 k 时刻传感器节点 j 与目标状态的互信息熵。 β_k^j 表示 k 时刻参与测量任务的传感器节点 j 的对应的权重。

PF算法是一种基于蒙特卡洛和递推贝叶斯估计的方法,其实质是用一组随机抽样的有相应权值的粒子来近似后验概率分布。本文PF算法采用重要性重新采样(Sampling Importance Resampling, SIR),SIR粒子滤波的重要性权值计算公式为

$$\omega_k^i = p(Z_k^1, Z_k^2, \dots, Z_k^{M_s} | X_k^i) = \prod_{j=1}^{M_s} p(Z_k^j | X_k^i) \quad (7)$$

但式(7)没有考虑到每个传感器节点的测量值对目标状态估计的贡献度不同,从而影响到整个跟踪系统的跟踪精度,因此本文引入动态加权因子 β_k^i ,当传感器节点的测量值对目标状态预测的贡献较大时,加权因子较大;贡献较小时,加权因子较小。

定义3 引入互信息熵动态加权因子,得到第 k 时刻第 j 粒子的重要性权值为

$$\omega_k^i = p(Z_k^1, Z_k^2, \dots, Z_k^{M_s} | X_k^i) = \prod_{j=1}^{M_s} p(Z_k^j | X_k^i) \beta_k^j \quad (8)$$

3.3 基于Grubbs准则的互信息加权融合分布式粒子滤波目标跟踪算法

在跟踪过程中,每时刻只有目标所在小区域的节点和簇头才会被唤醒。参与观测任务节点的测量值,经过Grubbs准则分析检验,并剔除异常数据后,剩余的观测值由相应的传感器节点传送到相应的簇头,然后在簇头上运行改进的SIR粒子滤波器。一旦目标离开当前激活的簇,簇头将最后采样

时刻的目标状态信息传递给下一个被激活的簇头。具体步骤如下:

步骤1 初始化簇头节点 a ;

$k=0$ 时刻目标进入监测区域, 唤醒该小区域内的节点, 假设该小区域内有 M 个节点;

(1) 当 $i=1, 2, \dots, N$, 采样 $X_0^i \sim p(X_0)$;

(2) 当 $k=1, 2, \dots, K$, 有:

(a) 经过Grubbs准则剔除异常信息, 获得 M_{sa} 个测量值;

(b) 当 $i=1, 2, \dots, N$, 有:

①重要性采样: $X_k^i \sim p(X_k | X_{k-1}^i)$;

②通过式(5)和式(6)更新融合权重;

③通过式(5)、式(6)和式(8)更新重要性权重;

④归一化重要性权重:

$$\bar{\omega}_k^i = \frac{\omega_k^i}{\sum_{i=1}^N \omega_k^i} \quad (9)$$

(c) 重采样: 计算有效样本数 \hat{N}_{eff} , 判断是否需要重采样。

$$\hat{N}_{\text{eff}} = \frac{N}{\sum_{i=1}^N (w_k^i)^2} \quad (10)$$

$$\text{RMSE}_1 = \sqrt{\frac{1}{\text{MC}} \sum_{m=1}^{\text{MC}} \left((x_{k,m} - \hat{x}_{k,m})^2 + (y_{k,m} - \hat{y}_{k,m})^2 + (z_{k,m} - \hat{z}_{k,m})^2 \right)} \quad (13)$$

其中, MC表示仿真次数, $(x_{k,m}, y_{k,m}, z_{k,m})$ 表示第 m 次仿真中 k 时刻目标的真实位置, $(\hat{x}_{k,m}, \hat{y}_{k,m}, \hat{z}_{k,m})$ 表示第 m 次仿真中 k 时刻目标的估计位置。

4.2 跟踪反应时间

跟踪反应时间表示UWSN获得目标状态信息所需要的时间^[20], 其中包括算法的计算时间以及数据传输的时间。本文假设每时刻各个算法的数据传输时间是相同的, 则跟踪反应时间的大小由算法的计算时间来决定。

4.3 能量损耗

本文为了定量计算出水下传感器节点的能耗, 采用文献^[21]提出的网络能耗模型如下:

发送一个 b bit数据包的能耗为: $E_{\text{send}}(b, d) = bP_o A(d)$;

接收一个 b bit数据包的能耗为: $E_r(b) = bP_r$ 。

其中, P_o 为接收装置需要输入的功率, P_r 取决于接收装置, $A(d)$ 为能量衰减部分。

$$A(d) = d^\mu a^d \quad (14)$$

其中, μ 为能量扩散因子(圆柱模型采用1, 实际模

型采用1.5, 球体模型采用2), d 为通信距离, $a = 10^{\alpha(f)/10}$ 由吸收系数 $\alpha(f)$ 决定^[22]。

(d) 估计状态和方差

$$\hat{X}_k = \sum_{i=1}^N \omega_k^i X_k^i \quad (11)$$

$$P_k = \sum_{i=1}^N \omega_k^i (X_k^i - \hat{X}_k)(X_k^i - \hat{X}_k) \quad (12)$$

(3) 判断目标是否离开当前小区域, 若不是重复上述步骤; 否则将 \hat{X}_{ka} 和 P_{ka} 传递给下一个被激活的簇头;

步骤2 新的簇头节点 b :

(1) 当 $i=1, 2, \dots, N$, 采样 $X_0^i \sim N(\hat{X}_{ka}, P_{ka})$;

(2) 重复节点 a 的步骤②和步骤③;

步骤3 重复上述步骤, 直至目标驶离监测区域。

4 性能指标

4.1 跟踪精度

跟踪精度主要反映目标跟踪的准确程度。本文采用均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)来反映目标的跟踪精度^[19], 如式(13)所示

型采用1.5, 球体模型采用2), d 为通信距离, $a = 10^{\alpha(f)/10}$ 由吸收系数 $\alpha(f)$ 决定^[22]。

$$\alpha(f) = \frac{0.11f^2}{1+f^2} + 44 \frac{f^2}{4100+f^2} + 2.75 \times 10^{-4} f^2 + 0.003 \quad (15)$$

其中, f 为频率, 单位为kHz。通过该模型可以看出, 网络能耗与通信距离和数据传输量有关。本文假设 k 时刻每个传感器节点的数据传输量是相同的, 只考虑与通信距离的关系。假设发射功率 $P_o=2$ W, 接收功率 $P_r=20$ mW, 发射信号的频率 $f=50$ kHz。

5 仿真与分析

SIR粒子滤波在重要性权值计算时, 采用平均加权融合(Average Weighted fusion, AW)^[23], 没有考虑节点测量值提供目标信息量的不同。文献^[24]提出一种基于层次分析法的加权融合算法(Analytic Hierarchy Process Weighted fusion, AHPW), 但该算法稳定性差, 需要对构造的对比矩阵进行一致性检验。比较矩阵的不一致性水平通过一致性比率

来测量,若其满足小于0.1,则对节点的数据权值进行合理分配,否则重新构造对比矩阵。为了全面了解算法的性能,分析了观测噪声方差、节点密度及小区域数量对不同算法的影响。

5.1 仿真场景及参数设置

假设水下监测区域 S 为 $100 \times 100 \times 100 \text{ m}^3$,目标的运动模型如2.2节所述,监测区域被平均划分为8个 $50 \times 50 \times 50 \text{ m}^3$ 的小区域, $CH_1(25, 25, 5)$, $CH_2(75, 25, 25)$, $CH_3(25, 75, 25)$, $CH_4(75, 5, 25)$, $CH_5(25, 25, 75)$, $CH_6(75, 25, 75)$, $CH_7(25, 75, 75)$ 和 $CH_8(75, 75, 75)$ 为各个小区域的簇头节点,BS(100, 100, 100)为基站,参数设置如表1所示,仿真场景如图2所示。

表1 目标跟踪算法仿真中的参数设置

仿真参数	数值
目标初始位置(m)	(0, 60, 80)
目标初始加速度(m/s^2)	(5, 6, -1)
粒子数(个)	2000
声音传感器密度 ρ (个/ m^3)	0.00008
仿真次数(次)	50
目标初始速度(m/s)	(15, -20, 4)
采样间隔(s)	1
监测时长(s)	20
过程噪声方差	0.1
目标信号能量 S	5000

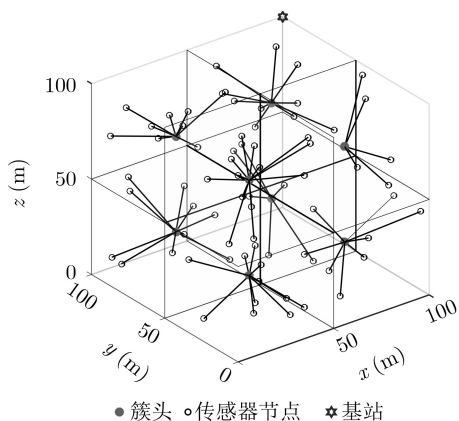


图2 3维网络仿真场景

5.2 仿真结果及分析

5.2.1 观测噪声方差对目标跟踪算法的影响

为了研究算法在不同条件下的稳定性,本文通过改变观测噪声来分析算法的性能。首先考虑初始条件较为理想的状态,后逐渐加大观测噪声来对比不同算法的性能。在上述的仿真条件下,噪声方差取0.36, 2.00, 5.00。跟踪轨迹如图3, 图5, 图7所示,平均位置RMSE如图4, 图6, 图8所示。

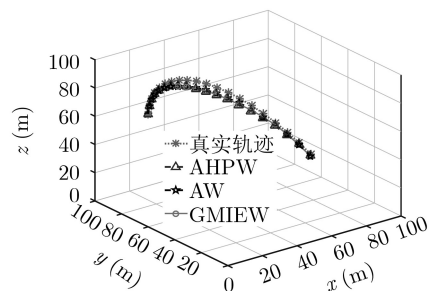


图3 观测噪声为0.36, 3种算法的不同跟踪轨迹

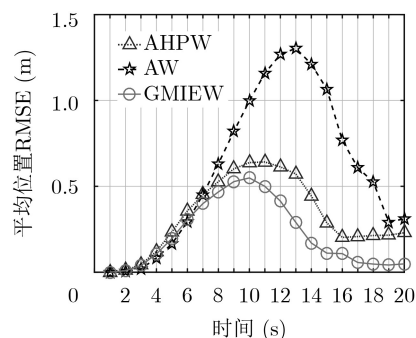


图4 观测噪声为0.36, 3种不同算法的平均位置RMSE

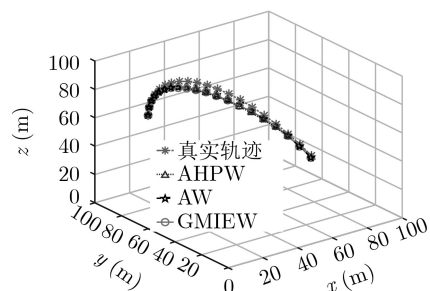


图5 观测噪声为2.00, 3种算法的不同跟踪轨迹

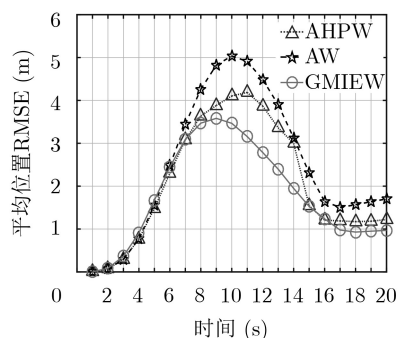


图6 观测噪声为2.00, 3种不同算法的平均位置RMSE

从图3—图8可以看出,随着观测方差的增加,各个算法的跟踪精度都有不同程度的下降。从图4, 图6, 图8可以看出,在目标跟踪时初始阶段,3种算法的跟踪误差差别很小。随着时间的延伸,尤其是在目标转弯处,跟踪误差达到最大值。同时,无论方差取多少,本文算法GMIEW更贴近目标的真实轨迹,方差从0.36增加到5.00,该算法的平均位置RMSE始终比其他两种算法小,说明本文算法能

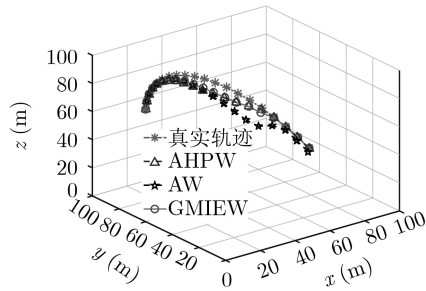


图7 观测噪声为5.00, 3种算法的不同跟踪轨迹

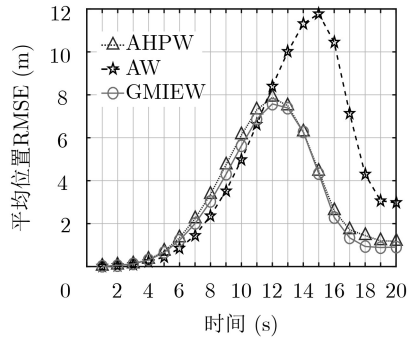


图8 观测噪声为5.00, 3种不同算法的平均位置RMSE

够有效进行跟踪, 可以很大程度上提高目标跟踪精度, 具有较好的鲁棒性。

5.2.2 3种跟踪算法的实时性

为了测试3种算法的实时性, 传感器密度为0.00008(个/m³), 观测噪声方差为0.36时, 对3种算法进行100次的仿真实验, 表2给出了3种算法的平均跟踪反应时间。

表2 3种算法的平均跟踪反应时间

跟踪算法	平均跟踪反应时间(s)
AW	0.1451
AHPW	0.3857
GMIEW	0.5046

从表2可以看出3种算法的平均反应时间在数量级上是一致的, 由于AW算法的计算量小, AW算法的平均跟踪反应时间最小。本文算法需要对获得的测量数据进行分析检验, 同时需要计算每个传感器节点的测量值与目标状态之间的互信息熵, 存在一定的计算复杂度, 所以相比其他两种算法的平均反应时间略有增长, 但是增量不大。因此, 综合考虑跟踪精度、和鲁棒性和平均反映时间, 本文算法更适合水下目标跟踪。

5.2.3 水下传感器网络的传感器密度对目标跟踪的影响

为了测试不同的传感器密度对3种算法的影响, 当观测噪声方差为0.36时, 传感器密度分别取

0.00006, 0.00008, 0.00010, 其余的参数按照表1设置。表3给出了3种算法在不同传感器密度下的平均位置RMSE。

表3 3D仿真场景中不同传感器密度ρ下3种算法的平均位置

算法	RMSE(个/m ³)		
	0.00006	0.00008	0.00010
AW	3.6452	1.0442	0.9236
AHPW	2.6235	0.8940	0.5024
GMIEW	1.5261	0.5023	0.3026

从表3可以看出, 当密度从0.00006增加到0.00008时, 目标的跟踪精度显著提高。但是当密度从0.00008增加到0.00010时, 跟踪精度的提高程度降低。这表明存在最大ρ_{max}超过该ρ, 使用更多传感器在跟踪性能方面获得的收益非常小。此外, 随着ρ的增加, 网络的计算量和通信开销也相应增加。因此, 在设计水下无线传感器网络时, 需要综合考虑成本及其性能来选择合适的传感器密度。

5.2.4 网络小区域数量对目标跟踪的影响

为了测试本文水下网络的性能, 观测噪声方差取0.36, 传感器密度为0.00008(个/m³)时, 小区域数量分别取4, 8, 16, 并进行50次仿真实验。为了研究网络小区域数量对目标跟踪的影响, 对比分析不同数量下的目标跟踪算法的跟踪精度以及网络能耗。3种算法在不同小区域数量的平均位置RMSE和网络能耗分别如图9—图11和图12所示。

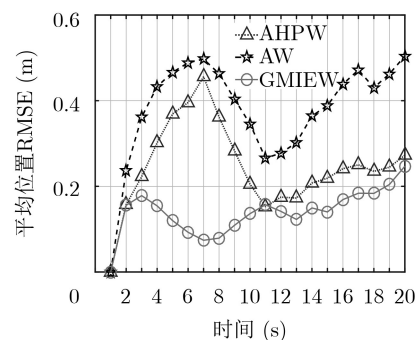


图9 小区域数量为4, 3种不同算法的平均位置RMSE

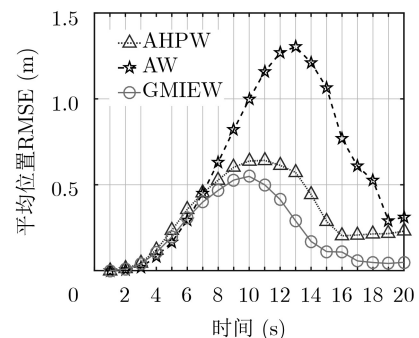


图10 小区域数量为8, 3种不同算法的平均位置RMSE

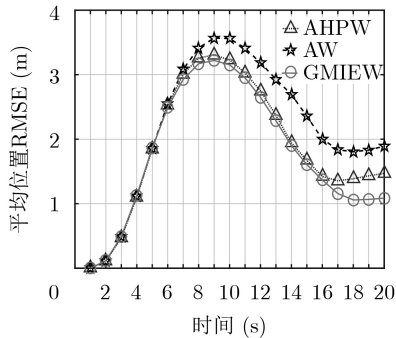


图 11 小区域数量为16, 3种不同算法的平均位置RMSE

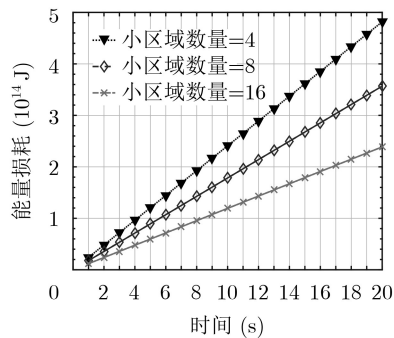


图 12 不同小区域数量下3种不同算法的能量损耗

从图9—图11可以看出, 随着小区域数量从4增加到16, 本文算法的平均位置RMSE总低于其他两种算法, 且随着小区域数量的增加, 3种算法的跟踪精度也随之降低。图12表明随着小区域数量的增加, 网络的能量消耗也减少。总之, 随着小区域的数量增加, 目标跟踪精度会降低, 网络能量消耗也会降低。因此, 在降低网络能耗和跟踪精度之间找到平衡点是至关重要的。

6 结束语

本文关注水下无线传感器网络中存在异常数据、加权融合及能量有限问题, 提出了基于Grubbs准则和互信息加权融合的分布式粒子滤波算法(GMIEW)。仿真结果表明, 本文算法不仅提高了跟踪精度, 还具有更好的鲁棒性能。综合考虑实时性、跟踪精度以及鲁棒性等3种跟踪性能指标, 本文算法更适合水下目标跟踪。此外, 适量增加传感器密度, 可以提高目标的跟踪精度, 但是考虑到计算量、成本以及网络的能量有限等问题, 传感器的密度不宜太大。根据特定应用要求设置网络的小区域的数量, 使目标的跟踪精度和能量损耗两者之间不同折中。

参考文献

[1] HEIDEMANN J, STOJANOVIC M, and ZORZI M. Underwater sensor networks: Applications, advances and

challenges[J]. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 2012, 370(1958): 158–175. doi: [10.1098/rsta.2011.0214](https://doi.org/10.1098/rsta.2011.0214).

[2] SOUZA É L, NAKAMURA E F, and PAZZI R W. Target tracking for sensor networks: A survey[J]. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 2016, 49(2): 31. doi: [10.1145/2938639](https://doi.org/10.1145/2938639).

[3] HAN Guangjie, JIANG Jinfang, ZHANG Chenyu, et al. A survey on mobile anchor node assisted localization in wireless sensor networks[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2016, 18(3): 2220–2243. doi: [10.1109/COMST.2016.2544751](https://doi.org/10.1109/COMST.2016.2544751).

[4] 周伟, 石为人, 张洪德, 等. 无线传感器网络的分布式目标跟踪研究[J]. *仪器仪表学报*, 2013, 34(7): 1485–1491. doi: [10.19650/j.cnki.cjsi.2013.07.007](https://doi.org/10.19650/j.cnki.cjsi.2013.07.007).

ZHOU Wei, SHI Weiren, ZHANG Hongde, et al. Study on distributed target tracking in wireless sensor networks[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2013, 34(7): 1485–1491. doi: [10.19650/j.cnki.cjsi.2013.07.007](https://doi.org/10.19650/j.cnki.cjsi.2013.07.007).

[5] AKYILDIZ I F, POMPILI D, and MELODIA T. Underwater acoustic sensor networks: Research challenges[J]. *Ad Hoc Networks*, 2005, 3(3): 257–279. doi: [10.1016/j.adhoc.2005.01.004](https://doi.org/10.1016/j.adhoc.2005.01.004).

[6] WANG Xin, XU Mengxi, WANG Huibin, et al. Combination of interacting multiple models with the particle filter for three-dimensional target tracking in underwater wireless sensor networks[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2012, 2012: 829451. doi: [10.1155/2012/829451](https://doi.org/10.1155/2012/829451).

[7] DEHNAVI S M, AYATI M, and ZAKERZADEH M R. Three dimensional target tracking via underwater acoustic wireless sensor network[C]. 2017 Artificial Intelligence and Robotics, Qazvin, Iran, 2017: 153–157. doi: [10.1109/RIOS.2017.7956459](https://doi.org/10.1109/RIOS.2017.7956459).

[8] ZHANG Qiang, ZHANG Chaojie, LIU Meiqin, et al. Local node selection for target tracking based on underwater wireless sensor networks[J]. *International Journal of Systems Science*, 2015, 46(16): 2918–2927. doi: [10.1080/00207721.2014.880199](https://doi.org/10.1080/00207721.2014.880199).

[9] POOSTPASAND M and JAVIDAN R. An adaptive target tracking method for 3D underwater wireless sensor networks[J]. *Wireless Networks*, 2018, 24(8): 2797–2810. doi: [10.1007/s11276-017-1506-1](https://doi.org/10.1007/s11276-017-1506-1).

[10] ISBITIREN G and AKAN O B. Three-dimensional underwater target tracking with acoustic sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2011, 60(8): 3897–3906. doi: [10.1109/TVT.2011.2163538](https://doi.org/10.1109/TVT.2011.2163538).

[11] TISDALE J, RYAN A, KIM Z, et al. A multiple UAV system for vision-based search and localization[C]. 2008 American Control Conference, Seattle, USA, 2008:

- 1985–1990. doi: [10.1109/ACC.2008.4586784](https://doi.org/10.1109/ACC.2008.4586784).
- [12] RYAN A and HEDRICK J K. Particle filter based information-theoretic active sensing[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2010, 58(5): 574–584. doi: [10.1016/j.robot.2010.01.001](https://doi.org/10.1016/j.robot.2010.01.001).
- [13] HOFFMANN G M and TOMLIN C J. Mobile sensor network control using mutual information methods and particle filters[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2010, 55(1): 32–47. doi: [10.1109/TAC.2009.2034206](https://doi.org/10.1109/TAC.2009.2034206).
- [14] AHMADI H, VIANI F, and BOUALLEGUE R. An accurate prediction method for moving target localization and tracking in wireless sensor networks[J]. *Ad Hoc Networks*, 2018, 70: 14–22. doi: [10.1016/j.adhoc.2017.11.008](https://doi.org/10.1016/j.adhoc.2017.11.008).
- [15] ORACEVIC A, AKBAS S, and OZDEMIR S. Secure and reliable object tracking in wireless sensor networks[J]. *Computers & Security*, 2017, 70: 307–318. doi: [10.1016/j.cose.2017.06.009](https://doi.org/10.1016/j.cose.2017.06.009).
- [16] LIU Meiqin, ZHANG Duo, ZHANG Senlin, *et al.* Node depth adjustment based target tracking in UWSNs using improved harmony search[J]. *Sensors*, 2017, 17(12): 2807. doi: [10.3390/s17122807](https://doi.org/10.3390/s17122807).
- [17] HUANG Yan, LIANG Wei, YU Haibin, *et al.* Target tracking based on a distributed particle filter in underwater sensor networks[J]. *Wireless Communications & Mobile Computing*, 2008, 8(8): 1023–1033. doi: [10.1002/wcm.660](https://doi.org/10.1002/wcm.660).
- [18] 胡玲, 侍洪波. 基于分簇的动态协同算法在无线传感器网络中的应用[J]. 华东理工大学学报: 自然科学版, 2012, 38(3): 356–359, 390.
HU Ling and SHI Hongbo. Dynamic collaborative algorithms based on clustering routing protocol applied in wireless sensor network[J]. *Journal of East China University of Science and Technology: Natural Science Edition*, 2012, 38(3): 356–359, 390.
- [19] PILLUTLA L S. Network coding based distributed indoor target tracking using wireless sensor networks[J]. *Wireless Personal Communications*, 2017, 96(3): 3673–3691. doi: [10.1007/s11277-017-4069-7](https://doi.org/10.1007/s11277-017-4069-7).
- [20] 黄艳, 梁韦, 于海斌. 基于粒子滤波的无线传感器网络目标跟踪算法[J]. 控制与决策, 2008, 23(12): 1389–1394. doi: [10.3321/j.issn:1001-0920.2008.12.014](https://doi.org/10.3321/j.issn:1001-0920.2008.12.014).
HUANG Yan, LIANG Wei, YU Haibin, *et al.* Tracking algorithms based on particle filter for wireless sensor networks[J]. *Control and Decision*, 2008, 23(12): 1389–1394. doi: [10.3321/j.issn:1001-0920.2008.12.014](https://doi.org/10.3321/j.issn:1001-0920.2008.12.014).
- [21] SOZER E M, STOJANOVIC M, and PROAKIS J G. Underwater acoustic networks[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2000, 25(1): 72–83. doi: [10.1109/48.820738](https://doi.org/10.1109/48.820738).
- [22] ZHANG Bingbing, WANG Yiyin, WANG Hongyi, *et al.* Tracking a duty-cycled autonomous underwater vehicle by underwater wireless sensor networks[J]. *IEEE Access*, 2017, 5: 18016–18032. doi: [10.1109/ACCESS.2017.2750322](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2017.2750322).
- [23] 郭忠文, 罗汉江, 洪锋, 等. 水下无线传感器网络的研究进展[J]. 计算机研究与发展, 2010, 47(3): 377–389.
GUO Zhongwen, LUO Hanjiang, HONG Feng, *et al.* Current progress and research issues in underwater sensor networks[J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2010, 47(3): 377–389.
- [24] 柴毅, 屈剑锋, 郭茂耘, 等. 分布式传感器网络在线自适应数据融合算法研究[J]. 仪器仪表学报, 2007, 28(8): 129–134.
CHAI Yi, QU Jianfeng, GUO Maoyun, *et al.* Distributed online adaptive data fusion algorithm for wireless sensor networks[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2007, 28(8): 129–134.
- 张颖: 男, 1968年生, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为物联网、海事无线通信、无线自组织网络。
高灵君: 女, 1994年生, 硕士生, 研究方向为物联网信息融合, 无线传感网目标跟踪、预测。